



TUGAS AKHIR SM-141501

**PENERAPAN FILTER KALMAN DALAM PERBAIKAN
HASIL PREDIKSI RETURN HARGA MINYAK MENTAH
DUNIA DENGAN MODEL ARIMA**

**YOGA FAISAL AMINNUDIN
NRP. 1213 100 099**

**Dosen Pembimbing:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

**Departemen Matematika
Fakultas Matematika, Komputasi dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018**



FINAL PROJECT SM-141501

***APPLICATION OF KALMAN FILTER TO IMPROVE THE
WORLD CRUDE OIL RETURN PRICE PREDICTION BY
ARIMA MODEL***

**YOGA FAISAL AMINNUDIN
NRP. 1213 100 099**

Supervisors:

Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

**Department of Mathematics
Faculty of Mathematics, Computing and Data Science
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018**

LEMBAR PENGESAHAN

**PENERAPAN FILTER KALMAN DALAM PERBAIKAN
HASIL PREDIKSI RETURN HARGA MINYAK MENTAH
DUNIA DENGAN MODEL ARIMA
*APPLICATION OF KALMAN FILTER TO IMPROVE THE
WORLD CRUDE OIL RETURN PRICE PREDICTION BY
ARIMA MODEL***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Sarjana Sains pada
Bidang Studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
Oleh :

YOGA FAISAL AMINNUDIN
NRP. 1213 100 099

Menyetujui,

Dosen Pembimbing II,

Dosen Pembimbing I,

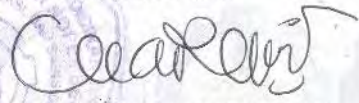

Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes


NIP. 19650220 198903 2 002


Prof. Dr. Erna Apriliani, M.si

NIP. 19660414 199102 2 001

Mengetahui,


Ketua Departemen Matematika
FMKSD ITS


Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT
NIP. 19700831 199403 1 003

Surabaya, Februari 2018

PENERAPAN FILTER KALMAN DALAM PERBAIKAN HASIL PREDIKSI RETURN HARGA MINYAK MENTAH DUNIA DENGAN MODEL ARIMA

Nama Mahasiswa : YOGA FAISAL AMINNUDIN

NRP : 1213 100 099

Departemen : Matematika

Dosen Pembimbing: 1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRAK

Peramalan terhadap harga komoditas minyak mentah dunia merupakan salah satu studi yang dilakukan untuk mengantisipasi harga periode mendatang dari komoditas minyak guna menjaga kestabilan ekonomi. Pada penelitian ini digunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARIMA) untuk merumuskan model peramalan *return* harga komoditas minyak mentah. Pada ARIMA didapatkan model yang sesuai yaitu ARIMA $([14], 0, [14])$ dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang masih sangat besar yaitu 217,2554%. Setelah didapatkan model yang sesuai dilakukan estimasi terhadap parameter dan perbaikan *error* pada model tersebut dengan Filter Kalman.

Hasil akhir menunjukkan bahwa model peramalan pada *return* harga minyak terbaik adalah dari hasil perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman yang memiliki nilai MAPE terkecil yaitu 3,6947% sehingga hasil ramalan lebih akurat.

Kata Kunci: ARIMA, Estimasi Parameter, Filter Kalman, Perbaikan *Error*

**APPLICATION OF KALMAN FILTER METHOD TO
IMPROVE THE WORLD CRUDE OIL RETURN PRICE
PREDICTION BY ARIMA MODEL**

Student's Name : YOGA FAISAL AMINNUDIN

NRP : 1213 100 099

Department : Mathematics

**Supervisors : 1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

ABSTRACT

A forecasting of world crude oil commodity prices is one of several studies to anticipate the upcoming price of crude oil to maintain the economic stability. In this research, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) were used to formulate the return forecasting model of crude oil prices. ARIMA model gave the appropriate model of ARIMA ([14], 0, [14]) with a large Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 217.2554%. Once the appropriate model has been obtained, therefore parameter estimation and error correction on the model were conducted by using Filter Kalman.

The final result showed that the best return forecasting of oil prices model was given by the error correction result using Filter Kalman model with the smallest MAPE value of 3.6947%, so the forecast result was more accurate and close to the real ones.

Keywords: *ARIMA, Error Correction, Filter Kalman, Parameter Estimation.*

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT Tuhan semesta alam yang telah memberikan karunia, rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul: **“Penerapan Filter Kalman Dalam Perbaikan Hasil Prediksi Return Harga Minyak Mentah Dunia Dengan Metode ARIMA”** yang merupakan salah satu persyaratan akademis dalam menyelesaikan Program Studi S-1 pada Departemen Matematika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT selaku Ketua Departemen Matematika FMKSD ITS.
2. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si dan Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir atas segala bimbingan dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis.
3. Dr. Didik Khusnul Arif, S.Si, M.Si selaku Koordinator Program Studi S-1 Departemen Matematika FMKSD ITS.
4. Drs. Mohammad Setijo Winarko, M.Si, Dr. Chairul Imron, MI.Komp. Dr. Didik Khusnul Arif, S.Si, M.Si, selaku dosen penguji Tugas Akhir.
5. Dian Winda Setyawati, S.Si, M.Si, selaku dosen wali penulis yang telah banyak membantu memberikan arahan akademik selama penulis menempuh pendidikan di Departemen Matematika FMKSD ITS.
6. Bapak dan Ibu Dosen serta seluruh *staff* Tata Usaha dan Laboratorium Departemen Matematika FMKSD ITS.
7. Teman-teman mahasiswa Departemen Matematika FMKSD ITS.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik dari pembaca. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Februari 2018

Penulis

Special thanks to

Selama proses pembuatan Tugas Akhir ini, banyak pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan untuk penulis. Penulis mengucapkan terima kasih dan apresiasi secara khusus kepada:

1. Kedua orang tua yaitu Bapak Sukino dan Ibu Aprillina, yang selalu mendukung dan mendoakan penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
2. Adik – adik penulis yaitu Yudho Faisal Febriansyah dan Rhafeyfa Asyla Putri yang selalu dirindukan penulis untuk meramaikan rumah dan saling bertukar ejekan.
3. Pembimbing dan teman *curhat* penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini, yaitu: Amalia Achmada, S.Si. Pembimbing – pembimbing lain penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini, yaitu: Vicky Ananada, S.Si, Jessica Rahma, S.Si, Ayu Enitasari, S.Si. dan Azalia. Sungguh betapa beruntungnya penulis kerana Allah telah menurunkan malaikat penyelamat seperti mereka.
4. Teman-teman “*Wedding Organizer*” Ekspresi, “Safari”, Forkom Cahyadewangkara, dan seluruh Forkom Penebar Ekspresi LKMM TM ITS 2017 yang selama ini menemani penulis untuk makan, *refreshing*, berdiskusi banyak hal, serta menemani setiap nafas penulis dalam beberapa bulan pengerjaan Tugas Akhir ini. Terimakasih telah mengisi waktu kosong penulis dengan banyak hal yang luar biasa terutama untuk Kepin, Alip, Bageur, Anggit, Kokom (Novita), Dian, Zeniar, Zizi, Jijah, Gofur, dan Elisya. Mereka yang telah membuat arti pacar menjadi tak begitu penting lagi bagi penulis.
5. Grup ghibah dan penuh dosa “Manis Manja”. Terimakasih telah menyelamatkan penulis dari masa – masa suram selama kuliah, kalian teman, sahabat, *rival*, keluarga, semuanya. Terimakasih telah mewarnai tahun – tahun perkuliahan penulis.
6. Seluruh elemen yang pernah ada di HIMATIKA ITS. Kabinet Generator 2015/2016 dan seluruh staff yang telah membantu

penulis dalam menjalankan tugas sebagai Ketua HIMATIKA ITS, terutama untuk Putri Auliya, S.Si, wakil ketua. Kabinet Pelita HIMATIKA 2014/2015 yang telah membimbing dan memberi pelajaran berharga bagi penulis, terutama Ketua HIMATIKA ITS 2014/2015 Prismahardi Aji, Tim Konseptor OMITS 2015, serta Departemen PSDM HIMATIKA ITS 2014/2015. Seluruh staff dan jajaran kabinet HIMATIKA ITS 2017/2018 yang telah membantu penulis. Penulis tak akan pernah melupakan HIMATIKA ITS, terimakasih, terimakasih, terimakasih.

7. Laskar Matematika ITS 2013 Dinamis dan Kreatif (LAMBDA), serta seluruh Mahasiswa Matematika ITS 2013. Kita melewati masa Maba bersama yang tak terlupakan dan begitu saja kalian lulus duluan meninggalkan saya? Sungguh ironis! Tapi terimakasih telah membuat saya selalu termotivasi untuk segera menyusul kalian. Kalian terbaik, kita terbaik.

Tentu saja masih banyak pihak lain yang turut andil dalam penyelesaian Tugas Akhir ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu. Semoga Allah SWT membalas dengan balasan yang lebih baik bagi semua pihak yang telah membantu penulis. *Aamiin ya rabbal 'alamin.*

DAFTAR ISI

	Hal.
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN JUDUL.....	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	v
ABSTRAK.....	vii
<i>ABSTRACT</i>	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL.....	xix
DAFTAR LAMPIRAN.....	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Analisis <i>Time series</i>	7
2.2 Model ARIMA.....	9
2.3 Perumusan Model ARIMA.....	11
2.4 Metode Least Square.....	15
2.5 Identifikasi Adanya Unsur Heterokedastisitas.....	15
2.6 Metode Filter Kalman.....	16
2.7 Data Log <i>Return</i>	19
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	21
3.1 Tahapan Penelitian.....	21
3.2 Tahap Penelitian.....	25

BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN.....	27
4.1 Variabel dan Data Penelitian.....	27
4.2 Analisis dan Perumusan Model ARIMA.....	28
4.3 Estimasi Parameter dengan Filter Kalman pada..... Model ARIMA.....	42
4.4 Perbaikan Error dengan Filter Kalman..... untuk Polinomial Derajat 1 atau $n = 2$	45
4.5 Perbaikan <i>Error</i> dengan Filter Kalman untuk..... Polinomial Derajat 2 atau $n = 3$	47
BAB 5 PENUTUP	51
5.1 Kesimpulan.....	51
5.2 Saran	51
DAFTAR PUSTAKA.....	53
BIODATA PENULIS.....	97

DAFTAR GAMBAR

	Hal.
Gambar 3. 1. <i>Block Diagram</i> Perumusan Model ARIMA	22
Gambar 3. 2. <i>Block Diagram</i> Filter Kalman	23
Gambar 3. 3. <i>Block Diagram</i> Penelitian Pemilihan Model.....	
Terbaik	24
Gambar 4. 1. Plot Box-Cox Data Sebelum Transformasi	29
Gambar 4. 2. Plot Box-Cox Sesudah Transformasi	30
Gambar 4. 3. Plot Data Hasil Transformasi	30
Gambar 4. 4. Plot ACF Data	31
Gambar 4. 5. Plot PACF Data	31
Gambar 4. 6. Hasil Simulasi Perbandingan Hasil ARIMA dan...	
Faktual.....	41
Gambar 4. 7. Hasil Simulasi Perbandingan ARIMA, ARIMA-..	
Filter Kalman, dan Faktual	44
Gambar 4. 8. Hasil Peramalan Return Harga Minyak Mentah...	
Filter Kalman Perbaikan <i>Error</i> ($n = 2$), dan.....	
Faktual.....	46
Gambar 4. 9. Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter.....	
Kalman Perbaikan <i>Error</i> ($n = 3$), dan Faktual	49

DAFTAR TABEL

	Hal.
Tabel 2. 1. Transformasi Box-Cox	8
Tabel 2. 2. Pola ACF dan PACF	11
Tabel 2. 3. Nilai MAPE sebagai Tingkat Akurasi Peramalan	14
Tabel 4. 1. Deskripsi Data Return Harga Minyak Mentah WTI	28
Tabel 4. 2. Estimasi Parameter Model ARIMA ([14],0,[14])	31
Tabel 4. 3. Estimasi Parameter Model ARIMA ([14],0,0)	34
Tabel 4. 4. Estimasi Parameter Model ARIMA (0,0,[14])	36
Tabel 4. 5. Hasil Uji Asumsi <i>White Noise</i> dan Asumsi	
Berdistribusi Normal serta nilai AIC dan SBC	39
Tabel 4. 6. Nilai MAPE ARIMA	41
Tabel 4. 7. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA	
Menggunakan Filter Kalman dan <i>Least Square</i>	43
Tabel 4. 8. Hasil MAPE dengan Perbaikan <i>Error Filter</i>	
Kalman	49
Tabel 4. 9. Hasil Perbandingan Nilai MAPE	50

DAFTAR LAMPIRAN

	Hal.
LAMPIRAN 1. Data Harga Komoditas Minyak Mentah WTI...	55
LAMPIRAN 2. Data Harga Komoditas Minyak Mentah WTI...	61
LAMPIRAN 3. Output Model ARIMA Menggunakan Eviews .	67
LAMPIRAN 4. Data Residual untuk Uji Ljung-Box.....	
Menggunakan Eviews	70
LAMPIRAN 5. Histogram Uji Normalitas Menggunakan.....	
Eviews	72
LAMPIRAN 6. Uji Heteroskedastisitas Menggunakan Eviews..	75
LAMPIRAN 7. Data <i>Out-Sample</i>	76
LAMPIRAN 8. Prediksi Return Harga Komoditas Minyak.....	
Mentah Dunia dengan ARIMA, Filter Kalman..	
dan ARIMA-Filter Kalman	78
LAMPIRAN 9. Listing Program ARIMA Menggunakan Matlab	
R2013a	81
LAMPIRAN 10. Listing Program Estimasi Parameter Filter.....	
Kalman Menggunakan Matlab R2010a	85
LAMPIRAN 11. Listing Program Estimasi Error Filter Kalman...	
Derajat 1 Menggunakan Matlab R2013a	91
LAMPIRAN 12. Listing Program Estimasi Error Filter Kalman..	
Derajat 2 Menggunakan Matlab R2013a	94

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini akan diuraikan hal-hal yang melatarbelakangi Tugas Akhir ini yang selanjutnya dituliskan dalam sub perumusan masalah. Dalam bab ini juga dicantumkan mengenai batasan masalah, tujuan, dan manfaat dari Tugas Akhir. Adapun sistematika penulisan Tugas Akhir diuraikan pada bagian akhir bab ini.

1.1 Latar Belakang

Dalam rentang waktu Januari sampai dengan Juli 2014, harga minyak dunia versi WTI (*West Texas Intermediate*) berada di level tertinggi dengan rata-rata selalu bertengger di atas 100 USD per barel. Bahkan pada 30 Juli 2014, harga minyak mentah masih tercatat di sekitar 104.3 USD per barel. Namun dalam periode enam bulan berikutnya, tepatnya di akhir Januari 2015, harga minyak turun secara tajam ke level 44 USD per barel. Perlu kita ketahui bersama, referensi WTI dari Amerika ini adalah salah satu rujukan (*benchmark*) harga minyak mentah di seluruh dunia, termasuk harga minyak mentah dari Indonesia. Harga harian tertinggi minyak WTI dalam siklus 10 tahunannya bahkan pernah menyentuh puncak 145.3 USD per barel tertanggal 3 Juli 2008. Dari fakta tersebut kita ketahui bahwa harga minyak mentah dunia sangat fluktuatif.

Fluktuasi harga minyak mentah dunia ternyata memiliki dampak yang sangat signifikan di dunia, khususnya Indonesia. Hal ini tak lepas dari ketergantungan Indonesia terhadap sumber energi yang bersifat *non-renewable* tersebut. Akibatnya, seringkali pemerintah mengambil kebijakan menaikkan harga komoditi yang tergantung pada kenaikan harga minyak sebagai bahan baku Bahan Bakar Berminyak (BBM) di Indonesia tersebut. Dalam perspektif makroekonomi, perubahan harga minyak mentah sebagai bahan

baku utama BBM akan cenderung diikuti oleh perubahan volume produksi berbagai kelompok industri maupun perusahaan, serta bank pusat selalu memperhatikan pergerakan harga minyak dunia. Besaran pergerakan harga minyak secara drastis inilah yang kemudian disebut sebagai volatilitas harga minyak. Harga minyak dunia selain mengalami volatilitas juga bersifat acak dan mengalami heteroskedastisitas. Heteroskedastisitas berarti nilai varians dari error berubah-ubah terhadap waktu. Heteroskedastisitas perlu diestimasi agar hasil estimasi volatilitas menjadi efisien dan dapat dipercaya. Oleh karena itu, perlu dilakukan pengukuran statistik untuk volatilitas harga minyak selama periode tertentu. Dalam penelitian sebelumnya [1] telah dilakukan pengukuran statistik tanpa memperhatikan adanya unsur heteroskedastisitas untuk memprediksi harga minyak mentah dunia. Dengan adanya pengukuran yang tepat dengan memprediksi volatilitas harga minyak serta mengestimasi volatilitas harga minyak tersebut tersebut akan membantu reaksi pengambilan kebijakan terhadap berbagai kelompok industri maupun perusahaan, serta bank pusat yang ada di Indonesia serta dapat menyeimbangkan kinerja sector makroekonomi di Indonesia.

Robert Engle pada tahun 1987 [2] mengembangkan suatu model untuk mengestimasi perilaku volatilitas pada data yang mengalami *time varying variance* (heteroskedastisitas) dan volatility clustering yang disebut dengan *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH). Namun model ARCH kurang efisien digunakan karena pada saat mengestimasi data seringkali diperlukan pendugaan parameter yang cukup banyak (membutuhkan lag yang panjang) sehingga dikembangkan model oleh Tim Bollerslev dan Taylor pada tahun 1986 [3] yang bernama *Generalized ARCH* (GARCH). Dalam penelitian sebelumnya [4] juga telah dilakukan sebuah analisa terhadap volatilitas dan pergerakan harga minyak mentah dunia dengan metode

ARCH/GARCH. Dalam penelitian tersebut menunjukkan terjadi volatilitas pada harga minyak mentah dunia jenis WTI pada periode 2007 hingga 2009. Dalam penelitian ini, dilakukan prediksi return harga minyak mentah dunia jenis WTI menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Selanjutnya model terbaik yang didapat akan digunakan untuk melakukan prediksi dan penggunaan Filter Kalman yang terdiri dari suatu himpunan atas persamaan matematika yang akan memberikan sebuah solusi komputasi yang efisien dari metode kuadrat terkecil. Sehingga nantinya metode Filter Kalman ini dapat diterapkan dalam perbaikan prediksi return harga minyak mentah dunia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas, permasalahan yang diselesaikan dalam Tugas Akhir ini adalah :

1. Bagaimana mendapatkan model terbaik return harga minyak dengan menggunakan Model ARIMA?
2. Bagaimana estimasi parameter dan perbaikan eror Model ARIMA menggunakan Metode Filter Kalman?
3. Bagaimana prediksi return harga minyak mentah untuk periode selanjutnya dengan menggunakan ARIMA-Filter Kalman?

1.3 Batasan Masalah

Dalam pengerjaan Tugas Akhir ini diberikan suatu batasan masalah, sebagai berikut:

1. Data harga minyak yang digunakan adalah data minyak harian (5 hari kerja yaitu Senin sampai Jumat) bulan Maret 2017 hingga Nopember 2017 yang diambil dari website www.eia.doe.gov dan diasumsikan kondisi pada saat data diambil sama dengan kondisi pada saat ini.
2. Jenis minyak yang digunakan adalah *West Texas Intermediate* (WTI).
3. Nilai α yang digunakan adalah $\alpha = 0,05$.

4. Nilai variansi dari *noise* untuk Filter Kalman $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-7}$
5. *Software* yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah Minitab, *Eviews*, dan MATLAB.

1.4 Tujuan

Tujuan dari Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan model terbaik untuk peramalan return harga minyak jenis WTI dengan Metode ARIMA.
2. Mendapatkan estimasi parameter dan tingkatan polinomial derajat eror residual pada Filter Kalman terhadap hasil prediksi nilai peramalan ARIMA.
3. Mendapatkan prediksi dengan model terbaik return harga minyak mentah dunia.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penulisan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui pola return harga minyak dunia menggunakan Metode ARIMA.
2. Mengetahui prediksi return harga minyak mentah dengan ARIMA dan Filter Kalman.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan Tugas Akhir ini disusun dalam lima bab sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang gambaran umum dari penulisan Tugas Akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tentang teori dasar yang relevan untuk memecahkan persoalan yang dibahas pada Tugas Akhir ini, yaitu meliputi cara merumuskan model model ARCH/GARCH dan metode Filter Kalman.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bab ini membahas tentang metode yang akan digunakan dan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir.

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas secara detail proses pemilihan model yang sesuai untuk prediksi harga minyak mentah. Kemudian mengaplikasikan metode Filter Kalman untuk mengestimasi parameter model ARCH/GARCH dan perbaikan *error*-nya.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan tugas akhir yang diperoleh dari bab pembahasan dan saran untuk pengembangan lebih lanjut dari Tugas Akhir.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan dalam Tugas Akhir. Bahasan pertama mengenai analisis *time series*, pengertian dan bentuk umum model ARIMA serta langkah-langkah dalam merumuskan model ARIMA. Kemudian, dijelaskan mengenai metode Filter Kalman dan implementasinya untuk mengestimasi parameter dan perbaikan *error* model ARIMA.

2.1 Analisis *Time series*

Time series atau runtun waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap. Analisis *time series* merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu [5].

2.1.1 Stasioneritas

Stasioneritas artinya tidak terjadi pertumbuhan dan penurunan. Data dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata (*mean*) dan varian yang konstan selama waktu tertentu. Data dikatakan sudah stasioner dalam varian apabila nilai *rounded value*-nya bernilai satu pada plot Box-Cox. Apabila data tidak stasioner dalam varian, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varian menjadi konstan. Persamaan umum dari Transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut:

$$T(Z_t) = \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda}, \quad \lambda \neq 0$$

dengan λ disebut sebagai parameter transformasi. Dalam Transformasi Box-Cox akan diperoleh nilai λ , yang nantinya akan menentukan transformasi yang harus dilakukan. Untuk $\lambda = 0$ dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) &= \lim_{\lambda \rightarrow 0} Z_t^\lambda \\
&= \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda} \\
&= \ln(Z_t)
\end{aligned}$$

Nilai λ beserta aturan pada Transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Tabel 2.1:

Tabel 2. 1. Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Tranformasi Box-Cox
-1	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Selanjutnya, apabila data sudah stasioner dalam varian, dilanjutkan dengan memeriksa apakah data sudah stasioner dalam rata-rata (*mean*). Untuk data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Operator *shift* mundur (*backward shift*) sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing*. Berikut adalah persamaan dari operator *backward shift*:

$$B^d Z_t = Z_{t-d}, \quad d = 1, 2, \dots$$

dengan:

Z_t : nilai variabel Z pada waktu t

Z_{t-d} : nilai variabel Z pada waktu $t - d$

B : operator *backward shift*

Notasi B yang dipasang pada Z_t mempunyai pengaruh menggeser data satu waktu ke belakang. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan proses *differencing* orde pertama dari data.

2.1.2 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi autokorelasi (ACF) merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk mengidentifikasi model *time series* dan melihat kestasioneran data dalam rata-rata. Fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan sampel data dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, k = 0, 1, 2, \dots$$

dengan:

$\hat{\rho}_k$: koefisien autokorelasi pada lag ke- k ,

Z_t : nilai variabel Z pada waktu t ,

\bar{Z} : nilai rata-rata Z ,

n : jumlah data.

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t+k} , apabila pengaruh lag $t + 1, t + 2, \dots, t + k - 1$ dianggap terpisah. Untuk PACF dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut:

$$\bar{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$.

2.2 Model ARIMA

Model ARIMA telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1967, dan nama mereka sering dinominasikan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis *time series*, peramalan, dan pengendalian. Model AR (*autoregressive*) pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1926, kemudian dikembangkan oleh Walker. Sedangkan pada tahun 1937, model MA (*moving average*) pertama kali digunakan oleh Slutsky. Sedangkan Wold adalah orang pertama yang menghasilkan dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi ARMA (*Autoregressive Moving Average*). Wold membentuk model ARMA yang dikembangkan untuk mencakup *time series* musiman

dan pengembangan sederhana yang mencakup proses-proses nonstasioner (ARIMA).

Model AR adalah model yang mendeskripsikan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode sebelumnya. Model AR orde ke- p atau ARIMA $(p, 0, 0)$ secara umum dapat dinyatakan pada persamaan sebagai berikut [5]:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \alpha_t$$

dengan:

X_t : nilai variabel X pada waktu ke- t ,

ϕ_p : parameter AR ke- p ,

α_t : nilai *error* pada waktu ke- t .

Model MA adalah model yang mendeskripsikan secara eksplisit hubungan ketergantungan antara nilai-nilai kesalahan yang berurutan. Model MA orde ke- q atau model ARIMA $(0, 0, q)$ secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut [5]:

$$X_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q}$$

dengan:

X_t : nilai variabel X pada waktu ke- t ,

θ_q : parameter MA ke- q ,

α_t : nilai *error* pada waktu ke- t .

Model ARMA adalah gabungan dari model AR dan MA. Bentuk fungsi persamaan untuk model ARMA (p, q) atau model ARIMA $(p, 0, q)$ secara umum dinyatakan sebagai berikut [5]:

$$X_t = \phi_p X_{t-p} + \alpha_t - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2.1)$$

Model ARIMA (p, d, q) diperkenalkan oleh Box dan Jenkins. Dimana orde p menyatakan operator AR, orde d menyatakan hasil *differencing*, dan orde q menyatakan operator dari MA. Bentuk persamaan umum dari model ARIMA (p, d, q) adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t$$

dengan:

X_t : nilai variabel X pada waktu ke- t ,

B : operator *backward shift*,

$(1-B)^d$: orde *differencing* nonmusiman,

ϕ_p : parameter AR ke- p ,

θ_q : parameter MA ke- q ,
 α_t : nilai *error* pada waktu ke- t .

2.3 Perumusan Model ARIMA

Terdapat empat tahapan yang akan dilalui dalam merumuskan model ARIMA yaitu identifikasi model, penaksiran dan pengujian parameter, pemeriksaan diagnosis, dan peramalan.

2.3.1 Identifikasi Model ARIMA

Pada tahapan ini, data diuji kestasionerannya baik dalam varian maupun dalam rata-rata. Setelah data stasioner dalam varian dan rata-rata, maka akan dilakukan proses identifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Tabel 2.2 menunjukkan cara menentukan orde pada model AR, MA, dan ARMA. Untuk menentukan orde tertinggi q dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot ACF yang berbeda nyata dari nol. Seperti halnya pada plot ACF, untuk menentukan orde tertinggi p dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot PACF yang berbeda nyata dari nol.

Tabel 2. 2. Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun secara eksponensial	Terpotong setelah lag ke- p
MA (q)	Terpotong setelah lag ke- q	Menurun secara eksponensial
ARMA (p, q)	Menurun secara eksponensial setelah lag ke ($q - p$)	Menurun secara eksponensial setelah lag ke ($p - q$)

2.3.2 Penaksiran dan Pengujian Parameter ARIMA

Tahapan selanjutnya dalam merumuskan model ARIMA adalah menentukan parameter model AR dan MA. Untuk penaksiran parameter model ARIMA dilakukan dengan menggunakan metode *Least Square*.

Setelah diperoleh nilai estimasi dari masing-masing parameter, kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah model sudah layak atau belum untuk digunakan. Untuk pengujian signifikansi parameter menggunakan

uji *t-student*. Secara umum ϕ dan θ adalah parameter pada model ARIMA, sedangkan $\hat{\phi}$ dan $\hat{\theta}$ adalah estimasi parameternya.

Hipotesis:

H_0 : estimasi parameter = 0 (parameter model tidak signifikan)

H_1 : estimasi parameter $\neq 0$ (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{st.deviasi parameter}} \quad (2.2)$$

Kriteria Pengujian:

Jika nilai $|t_{hitung}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, (n-p-1)\right)}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 ditolak yang berarti parameter model signifikan.

2.3.3 Pemeriksaan Diagnostik

Pengujian diagnostik residual dilakukan setelah pengujian signifikansi parameter model ARIMA, untuk membuktikan kecukupan model. Pemeriksaan diagnostik residual meliputi uji asumsi *white noise*, berdistribusi normal, dan *overfitting*. *White noise* merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual.

Berikut ini uji diagnostik pada model ARIMA:

1. Uji Asumsi Residual *White Noise*

White Noise artinya tidak ada korelasi pada deret residual. Pengujian asumsi residual white noise dapat menggunakan uji Ljung-Box. Pengujiannya dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, k$
(residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k \quad (2.3)$$

dengan:

k : lag maksimum,

n : jumlah data,

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi residual untuk lag ke- k .

Kriteria Pengujian:

Jika $Q < X^2_{\alpha; df=k-p-q}$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual *white noise*.

2. Uji Asumsi Distribusi Normal

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dapat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.4)$$

dengan:

D_{hitung} : deviasi maksimum,

\sup : nilai supremum (maksimum) untuk semua x dari selisih mutlak $S(x)$ dan $F_0(x)$,

$F_0(x)$: fungsi peluang kumulatif yang berdistribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan,

$S(x)$: fungsi distribusi kumulatif dari data sampel.

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha, n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

3. *Overfitting*

Salah satu prosedur pemeriksaan diagnostik yang dikemukakan Box Jenkins adalah *overfitting*, yakni dengan menambah satu atau lebih parameter dalam model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang signifikan.

2.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan berdasarkan kriteria, untuk data in sample yang digunakan adalah *Aikake's Information Criterion* (AIC) dan *Scwartz's Bayesian Criterion* (SBC). AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang

mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut [6]:

$$AIC = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + 2f + n + n \ln(2\pi)$$

dengan:

SSE : *Sum Square Error*,

n : banyak pengamatan,

f : banyak parameter dalam model.

SBC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang berdasarkan pada nilai terkecil. Kriteria SBC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$SBC = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + f \ln n + n + n \ln(2\pi)$$

dengan:

SSE : *Sum Square Error*,

n : banyak pengamatan,

f : banyak parameter dalam model.

Selain itu, pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dengan menggunakan perhitungan nilai MAPE, yaitu ukuran kesalahan yang dihitung dengan mencari nilai tengah dari presentase absolut perbandingan kesalahan atau *error* dengan data aktualnya. Didenifisikan MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| 100$$

dengan:

Z_t : nilai data ke- t ,

\hat{Z}_t : nilai peramalan ke- t ,

n : banyak data.

Tabel 2. 3. Nilai MAPE sebagai Tingkat Akurasi Peramalan

Presentase MAPE	Tingkat Akurasi
< 10%	Akurasi peramalan tinggi
10% – 20%	Akurasi peramalan baik
21% – 50%	Akurasi peramalan biasa
> 50%	Peramalan tidak akurat

2.4 Metode Least Square

Metode ini merupakan salah satu metode yang dilakukan untuk mencari nilai parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat keasalahan. Dimisalkan metode *Least Square* diaplikasikan pada model AR (1) atau ARIMA ($p, 0, 0$) dengan persamaan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \alpha_t$$

Maka model *Least Square* untuk AR(1) ditunjukkan dalam persamaan berikut [5]:

$$S(\phi) = \sum_{t=2}^n \alpha_t^2 = \sum_{t=2}^n [Z_t - \phi_1 Z_{t-1}]^2$$

Berdasarkan prinsip dari metode *Least Square*, pendugaan parameter ϕ dengan cara meminimumkan $S(\phi)$. Hal ini dilakukan dengan cara menurunkan $S(\phi)$ terhadap ϕ kemudian disamadengankan nol. Untuk turunan dari $S(\phi)$ terhadap ϕ menghasilkan:

$$\frac{dS}{d\phi} = -2 \sum_{t=2}^n [Z_t - \phi_1 Z_{t-1}] (Z_{t-1}) = 0$$

Sehingga diperoleh estimasi parameter sebagai berikut:

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t Z_{t-1})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1})^2}$$

2.5 Identifikasi Adanya Unsur Heterokedastisitas

Pengidentifikasian adanya unsur heterokedastisitas dilakukan sebelum melakukan analisa model ARCH dan GARCH. Pengujiannya dilakukan dengan Uji Statistik Ljung-Box dengan menggunakan residual kuadrat pada model.

Hipotesa:

H_0 : Tidak terdapat adanya unsur heterokedastisitas (homokedastisitas)

H_1 : Terdapat unsur heterokedastisitas

Statistik Uji:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

dengan:

m : banyaknya lag,

ρ_k : autokorelasi residual kuadrat lag-k.

Kriteria Pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 0.05$, jika nilai statistik $LB > \chi^2_{\alpha, (m)}$ maka H_0 ditolak yang artinya ada unsur heterokedastisitas.

2.6 Metode Filter Kalman

Filter Kalman adalah suatu metode estimasi yang optimal. Komponen dasar dari metode Filter Kalman adalah persamaan pengukuran dan persamaan transisi. Data pengukuran digunakan untuk memperbaiki hasil estimasi. Secara umum algoritma Filter Kalman untuk sistem dinamik linear waktu diskrit dapat dinyatakan sebagai berikut [7]:

1. Model sistem dan model pengukuran:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{B}_t \mathbf{u}_t + \mathbf{w}_t \quad (2.5)$$

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t \quad (2.6)$$

Variabel acak dari \mathbf{w}_t dan \mathbf{v}_t menunjukkan proses dan pengukuran noise. Keduanya diasumsikan independen (satu sama lain), white, dan berdistribusi normal atau dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathbf{w}_t \sim N(0, Q), \quad \mathbf{v}_t \sim N(0, R)$$

2. Inisialisasi:

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{P} \mathbf{x}_0, \hat{\mathbf{x}}_0 = \bar{\mathbf{x}}_0$$

3. Tahap prediksi:

Estimasi:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \hat{\mathbf{x}}_t + \mathbf{B}_t \mathbf{u}_t$$

Kovarians error:

$$\mathbf{P}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \mathbf{P}_t \mathbf{A}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T$$

4. Tahap Koreksi:

Kalman Gain:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T (\mathbf{H}_{t+1} \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T + \mathbf{R}_{t+1})^{-1}$$

Kovarians eror:

$$[I - K_{t+1}H_{t+1}]P_{\bar{t}+1}$$

Estimasi:

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{\bar{t}+1} + K_{t+1}[z_{t+1} - H_{t+1}\hat{x}_{\bar{t}+1}]$$

dengan:

x_t : variabel keadaan sistem pada waktu t yang nilai estimasi awalnya adalah \bar{x}_0 dan kovarian awal Px_0 ,

A_t : matriks transisi yang menggunakan pengaruh dari masing-masing parameter sistem keadaan waktu $t - 1$ pada sistem keadaan waktu t ,

B_t : matriks input kontrol yang menggunakan pengaruh dari masing-masing parameter input kontrol pada vektor u_t pada vektor keadaan,

u_t : variabel input deterministik pada waktu t ,

w_t : *noise* pada pengukuran dengan mean sama dengan nol dan kovariansi Q_t ,

v_t : *noise* pada pengukuran dengan mean sama dengan nol dan kovarian R_t ,

z_t : variabel pengukuran dari persamaan model yang digunakan,

H : matriks transformasi yang memetakan parameter vektor keadaan ke domain pengukuran,

G : matriks koefisien *noise* sistem.

2.6.1 Penerapan Filter Kalman dalam Estimasi Parameter Model ARIMA

Pada Tugas Akhir ini berdasarkan atas pengamatan dan sesuai dengan hasil model peramalan analisis deret waktu (*time series*) dari data return harga minyak mentah jenis WTI. Setelah diperoleh model ARIMA maka akan dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan Filter Kalman. Seperti pada model ARIMA $(p, 0, 0)$ [6]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

Dengan koefisien $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ adalah parameter yang akan diestimasi menggunakan Filter Kalman. Diasumsikan sebagai *state*

vektor yang dibentuk dari koefisien $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ yaitu $x(t) = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p]^T$. Berikut ini persamaan model sistem dan model pengukuran pada metode Filter Kalman:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{t+1} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t \\ \mathbf{z}_t &= \mathbf{H}\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t \end{aligned}$$

dengan:

\mathbf{x}_k : variabel keadaan sistem pada waktu k yang nilai estimasi awalnya adalah \bar{x}_0 dan kovarian awal Px_0 ,

\mathbf{w}_t : *noise* pada model sistem,

\mathbf{z}_t : variabel pengukuran,

\mathbf{H} : matriks koefisien model pengukuran,

\mathbf{v}_t : *noise* pada model pengukuran,

\mathbf{A} : matriks konstan di dalam ukuran yang bersesuaian dengan $A = n \times n$ dan $H = p \times 1$.

2.6.2 Penerapan Filter Kalman dalam Perbaikan *Error Model ARIMA*

Pada tahapan ini, hasil model peramalan analisis *time series* dari pola return harga minyak mentah jenis WTI dapat dinyatakan sebagai parameter dan akan dilakukan pendekatan yang didasarkan pada koreksi dari *error* prakiraan dalam penggunaan Filter Kalman. Selanjutnya akan difokuskan pada studi parameter satu waktu. Diberikan polinomial [6]:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + \dots + a_{n-1,i}m_i^{n-1} + \alpha_i \quad (2.7)$$

dengan:

y_i^0 : selisih data aktual dan data prediksi ARIMA ke- i ,

$a_{j,i}$: koefisien atau parameter yang harus diestimasi oleh Filter Kalman, dengan $j = 0, 1, \dots, n-1$,

m_i : data ke- i ,

α_i : konstanta.

Misalkan *state* vektor yang dibentuk dari koefisien $a_{j,i}$ yaitu $\mathbf{x}(t_i) = [a_{0,i} a_{1,i} a_{2,i} \dots a_{n-1,i}]^T$, pengamatan bias adalah y_i^0 , matriks pengamatan adalah $\mathbf{H}_i = [1 \ m_i \ m_i^2 \dots m_i^{n-1}]$, dan

sistem adalah I_n . Sehingga persamaan sistem dan pengamatan adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{I}[\mathbf{x}(t_i)] + \boldsymbol{\eta}(t_i)$$

$$y_i^0 = \mathbf{H}_i[\mathbf{x}^t(t_{i+1})] + \varepsilon_i$$

dengan \mathbf{I} adalah matriks identitas. Selanjutnya persamaan $\mathbf{x}(t_i)$ digunakan sebagai model sistem dan y_i^0 digunakan sebagai model pengukuran dalam proses Filter Kalman.

2.7. Data Log Return

Return adalah keuntungan yang diperoleh oleh perusahaan, individu, dan institusi dari hasil kebijakan investasi yang dilakukannya, $r(t)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$r(t) = \ln\left(\frac{R_t}{R_{t-1}}\right) = \ln[R_t] - \ln[R_{t-1}] \quad (2.8)$$

dengan:

R_t : harga minyak mentah dunia pada periode ke- t ,

R_{t-1} : harga minyak mentah dunia ke- $t-1$.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan langkah-langkah sistematis yang dilakukan dalam proses pengerjaan Tugas Akhir. Tahapan penelitian dalam Tugas Akhir ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu studi literatur, pengumpulan data, analisis model ARIMA, simulasi Filter Kalman, dan penarikan kesimpulan. Tahapan tersebut direpresentasikan pada Gambar 3.1, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3.

3.1 Tahapan Penelitian

Dalam melakukan penelitian Tugas Akhir ini terdapat beberapa tahapan yaitu sebagai berikut:

1. Studi literatur

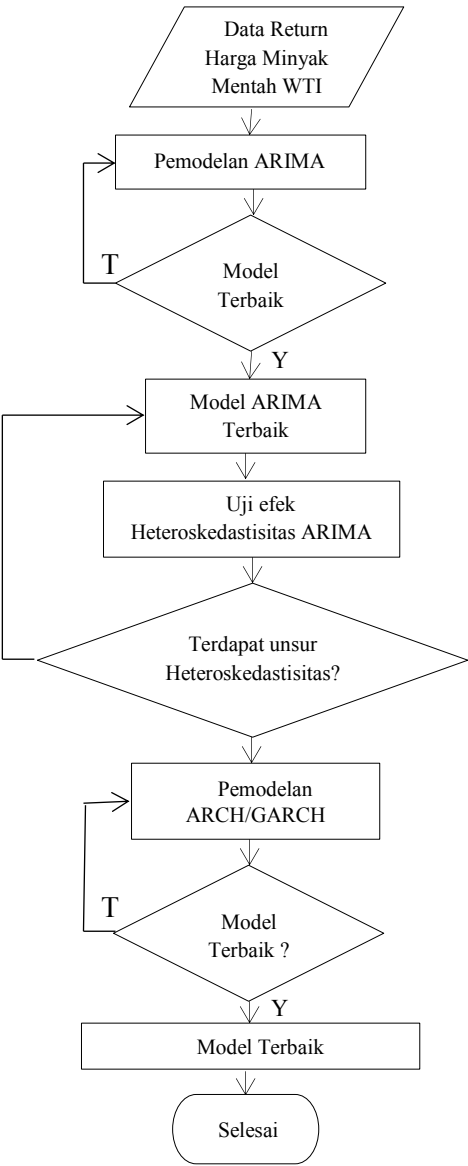
Pada tahap ini dilakukan identifikasi permasalahan yang akan dibahas. Dari permasalahan dan tujuan yang sudah dirumuskan, selanjutnya dilakukan studi literatur untuk mendukung pengerjaan Tugas Akhir dan pemahaman yang lebih mendalam tentang metode yang akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dalam Tugas Akhir. Literatur yang dipelajari bersumber dari jurnal, penelitian-penelitian sebelumnya, dan dari *website-website* di internet.

2. Pengumpulan data

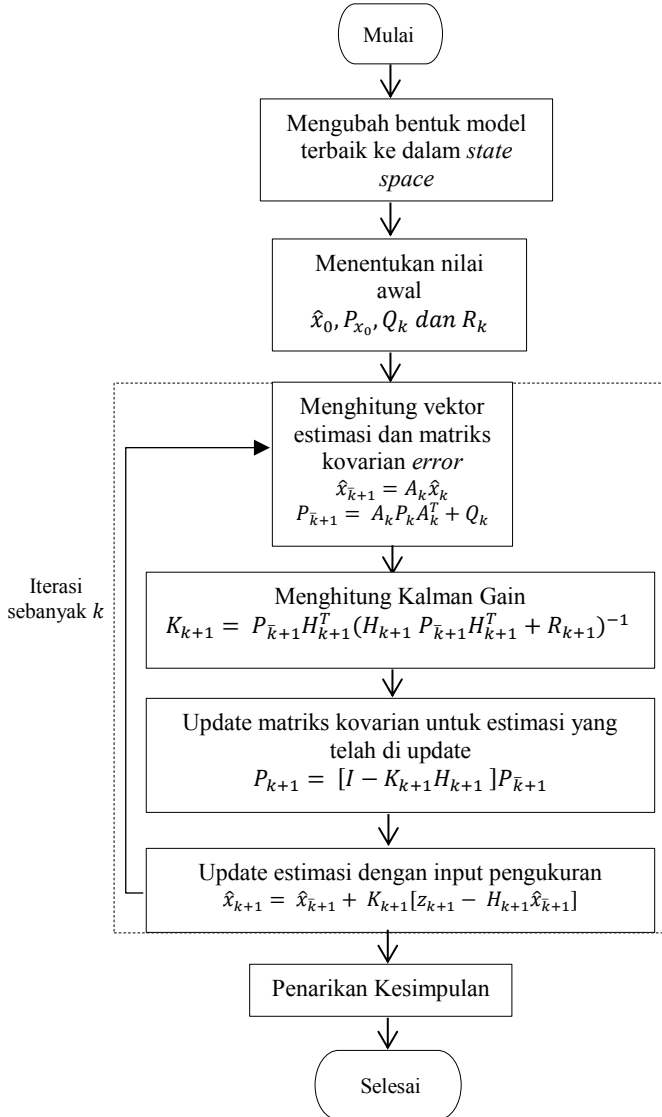
Pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan data yang dibutuhkan untuk pengerjaan Tugas Akhir, yaitu data sekunder dari website *www.eia.gov Crushing, OK WTI Spot Price FOB (Dollars per Barrel)*.

3. Analisis model ARIMA

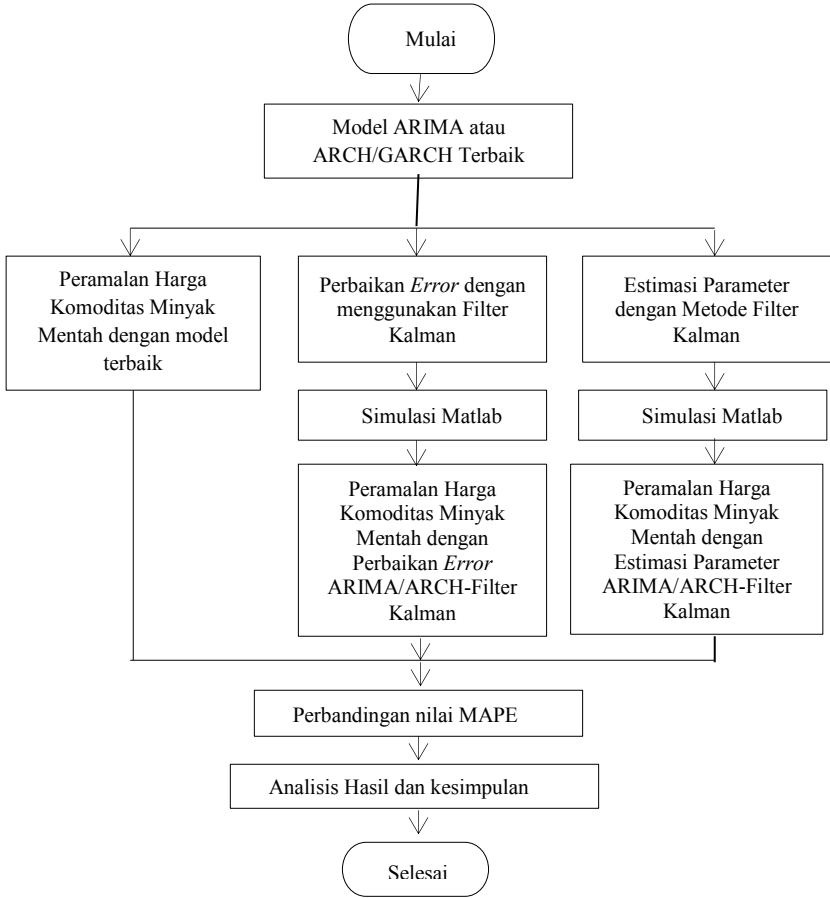
Pada tahap ini dilakukan analisis data untuk mendapatkan model ARIMA. Langkah pertama yang harus dipenuhi adalah data yang harus stasioner dalam varian dan mean. Langkah kedua yaitu analisis nilai ACF dan PACF. Setelah data stasioner, maka akan didapatkan hasil ACF dan PACF data yang dapat digunakan untuk membuat suatu model peramalan. Setelah didapatkan model kemudian peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan data *out-sample*.



Gambar 3. 1. *Block Diagram* Perumusan Model ARIMA



Gambar 3. 2. Block Diagram Filter Kalman



Gambar 3. 3. *Block Diagram* Penelitian Pemilihan Model Terbaik

4. Hasil dan simulasi data metode Filter-Kalman

Pada tahap ini dilakukan implementasi simulasi Filter Kalman sebagai estimasi parameter dan perbaikan *error* atas hasil *forecasting* ARIMA dengan bantuan software MATLAB.

5. Kesimpulan

Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan dari hasil penelitian, dimana MAPE dianalisis melalui perbandingan hasil *forecasting* yang telah didapatkan dari hasil model ARIMA dan ARIMA-Filter Kalman.

3.2 Tahap Penelitian

Tahapan-tahapan untuk melakukan penelitian ini digambarkan seperti pada diagram alir Gambar 3.1, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3. Pada Gambar 3.3 dapat dilihat bahwa dalam mendapatkan nilai prediksi return harga komoditas minyak mentah untuk periode 3 bulan ke depan (periode Maret 2017 hingga September 2017) dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE dari proses ARIMA dan ARIMA-Filter Kalman untuk estimasi parameter. Setelah didapatkan nilai MAPE masing-masing proses maka dilihat manakah proses yang menghasilkan nilai MAPE terendah, proses dengan nilai MAPE terendah akan digunakan sebagai model untuk meramalkan return harga komoditas minyak mentah periode selanjutnya karena memiliki tingkat *error* yang lebih rendah dan lebih akurat.

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dilakukan analisis dan pembahasan mengenai langkah-langkah penerapan Filter Kalman dalam estimasi parameter sekaligus perbaikan error terhadap model ARIMA.

4.1 Varibel dan Data Penelitian

Dalam tugas akhir ini, penulis menggunakan data harian return minyak mentah dunia jenis WTI. Data yang digunakan sebanyak 184 data yang diambil setiap hari mulai Maret 2017 sampai Nopember 2017. Untuk data periode terbaru 2017, data yang diperoleh kemudian dibagi menjadi dua yaitu data *in-sample* dan data *out-sample*. Data *in-sample* yang digunakan sebanyak 134 data (Maret 2017-September 2017), sedangkan data *out-sample* sebanyak 50 data (September 2017-November 2017). Data *in-sample* digunakan untuk membentuk model dan data *out-sample* digunakan untuk mengecek ketepatan model. Data harga minyak mentah secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 1. Data return harga minyak mentah dunia diperoleh dari rumus 2.8. sehingga diperoleh perhitungan return minyak mentah dari bulan Maret 2017 hingga November 2017 sebagai berikut :

$$r(2) = \ln\left(\frac{R_2}{R_1}\right) = \ln\left(\frac{52,63}{53,82}\right) = -0,022358$$

$$r(3) = \ln\left(\frac{R_3}{R_2}\right) = \ln\left(\frac{53,33}{52,53}\right) = 0,013212$$

.

.

$$r(183) = \ln\left(\frac{R_{183}}{R_{182}}\right) = \ln\left(\frac{56,21}{55,14}\right) = 0.019219$$

$$r(184) = \ln\left(\frac{R_{184}}{R_{183}}\right) = \ln\left(\frac{56,22}{56,21}\right) = 0.000178$$

Data secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 2, yang secara umum ditampilkan dalam Tabel 4.1.

Tabel 4. 1. Deskripsi Data Return Harga Minyak Mentah WTI

Data	Mean	St.Dev	Max	Min
WTI	-0,00085	0,01731	0,03320	-0,05562

Tabel 4.1 menunjukkan rata-rata, standar deviasi, data terbesar, dan data terkecil pada data *return* harga minyak mentah jenis WTI. Pada Tabel 4.1 diketahui bahwa *return* harga minyak terendah untuk periode Maret 2017 hingga September 2017 adalah defisit \$0,05562, sedangkan *return* tertinggi adalah \$0,03320. Pada persamaan selanjutnya data *return* harga minyak mentah jenis WTI akan dimisalkan dengan Y_t .

4.2 Analisis dan Perumusan Model ARIMA

Langkah awal dalam merumuskan model ARIMA adalah menguji kestasioneran data. Dalam hal ini, data *return* harga minyak yang diuji haruslah stasioner terhadap varian maupun rata-rata. Jika data sudah stasioner terhadap varian maupun rata-rata, maka dilakukan proses pemilihan model yang tepat dengan cara mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Setelah memperoleh model dilakukan uji signifikansi parameter, uji residual *white noise* dan berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model terbaik dengan menggunakan Filter Kalman.

Berikut ini penjabaran langkah-langkah perumusan model ARIMA pada *return* harga minyak mentah dunia jenis WTI.

4.2.1 Stasioneritas

Akan dilakukan identifikasi stasioneritas terhadap data *return* harga minyak mentah dunia jenis WTI. *Time series* dikatakan stasioner apabila tidak terdapat perubahan kecenderungan, baik dalam varian maupun rata-rata. Dengan kata lain, *time series* stasioner apabila relatif tidak terjadi kenaikan ataupun penurunan nilai secara tajam pada data.

Plot Box-Cox terhadap data minyak mentah jenis WTI dapat dilihat pada Gambar 4.1. Gambar 4.1 menunjukkan nilai λ dengan nilai kepercayaan 95% berada diantara 1,09 dan 2,00, dengan nilai *estimate* sebesar 1,47 dan *rounded value* sebesar 1,47. Hal ini

menunjukkan bahwa data belum stasioner terhadap varian karena nilai *rounded value*-nya tidak sama dengan 1. Sehingga data tersebut perlu distasionerkan dengan menggunakan Transformasi Box-Cox agar didapatkan nilai *rounded value* sama dengan 1.

Dengan memasukkan nilai $\lambda = 1,5$, dapat dilihat pada Gambar 4.2 bahwa data sudah stasioner terhadap varian setelah dilakukan Transformasi Box-Cox yaitu dengan nilai *rounded value* sama dengan 1. Jika data hasil Transformasi Box-Cox dimisalkan dengan X_t maka data *return* minyak mentah akan dimisalkan dengan Y_t . Dengan $\lambda = 1,5$ maka didapatkan persamaan X_t dengan Y_t sebagai berikut :

$$X_t = (Y_t)^\lambda = (Y_t)^{1.5} = (Y_t)^{3/2}$$

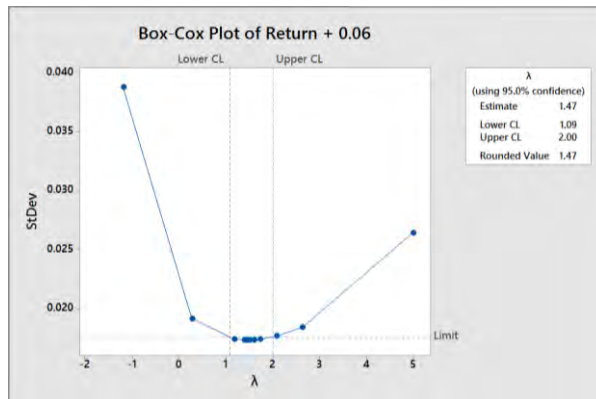
$$X_t = Y_t \sqrt{Y_t}$$

dengan:

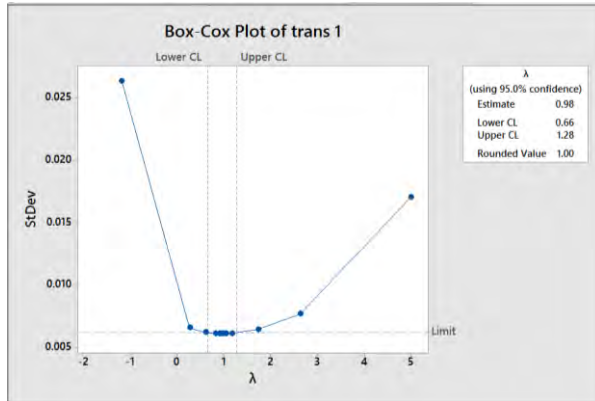
X_t : data hasil transformasi

Y_t : data *return* harga minyak mentah

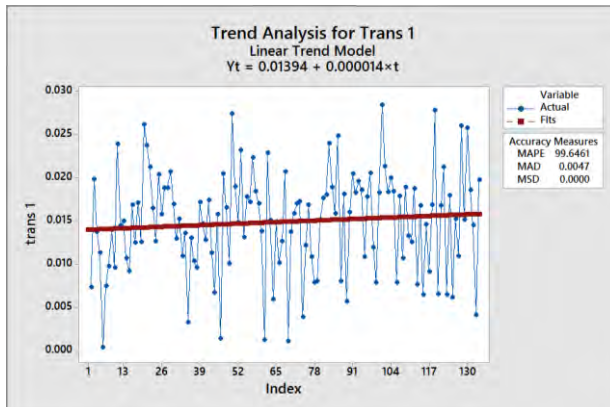
Pada Gambar 4.3 dapat diketahui dari plot rata-rata deret pengamatan yang berfluktuasi di sekitar nilai tengah dan trend sudah mendekati sumbu horizontal. Oleh karena itu data sudah stasioner terhadap mean.



Gambar 4. 1. Plot Box-Cox Data Sebelum Transformasi



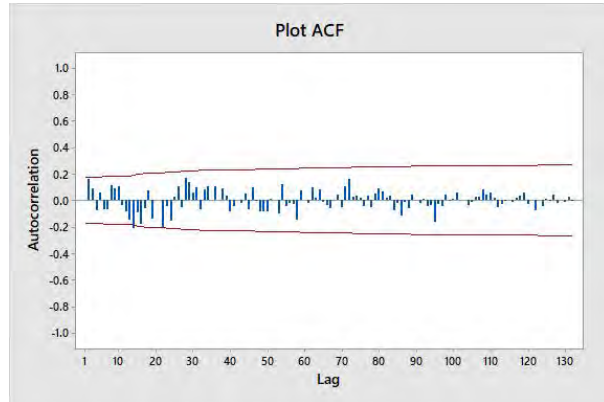
Gambar 4. 2. Plot Box-Cox Sesudah Transformasi



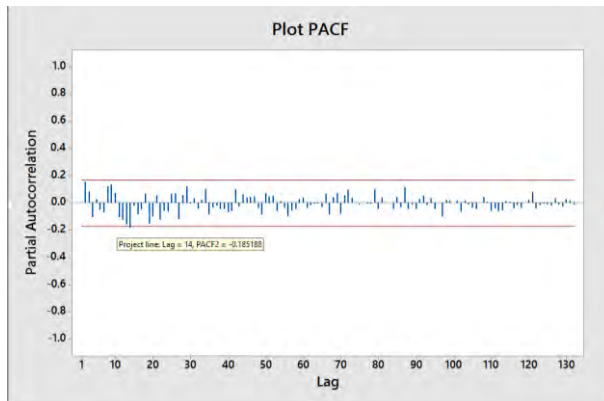
Gambar 4. 3. Plot Data Hasil Transformasi

4.2.2 Identifikasi Model ARIMA

Data yang sudah stasioner terhadap varian maupun *mean*, selanjutnya akan diidentifikasi model ARIMA melalui pengecekan pola ACF dan PACF. Pola ACF dan PACF masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5. Terlihat pada Gambar 4.4 plot ACF keluar pada lag ke-14, sedangkan untuk plot PACF pada Gambar 4.5 keluar pada lag ke-14. Sehingga didapatkan dugaan model untuk data *return* harga minyak mentah dunia jenis WTI adalah ARIMA ([14], 0, [14]).



Gambar 4. 4. Plot ACF Data



Gambar 4. 5. Plot PACF Data

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 3. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2. Estimasi Parameter Model ARIMA ([14], 0, [14])

Parameter	Koefisien	Std.Error	t-stat	P-value
$AR(14) = \phi_{14}$	0,986281	0,015012	65,69962	0,0000
$MA(14) = \theta_{14}$	-0,884142	0,023375	-37,82419	0,0000

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA ([14],0,[14]) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

1. Uji parameter AR (14)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_{14} = 0$ (parameter ϕ_{14} tidak signifikan)

$H_1 : \phi_{14} \neq 0$ (parameter ϕ_{14} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.2) maka didapatkan,

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_{14}}{st.dev(\phi_{14})} = \frac{0,986281}{0,015012} = 65,699507$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;117} = 1,980448$$

Kriteria pengujian :

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya **parameter model signifikan**.

2. Uji Parameter MA (14)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_{14} = 0$ (parameter θ_{14} tidak signifikan)

$H_1 : \theta_{14} \neq 0$ (parameter θ_{14} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.2) maka didapatkan,

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\hat{\theta}_{14}}{st.dev(\theta_{14})} \\ &= \frac{-0,884142}{0,023375} \\ &= -37,824257 \end{aligned}$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;117} = 1,980448$$

Kriteria pengujian :

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya **parameter model signifikan**.

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter pada model ARIMA ([14], 0, [14]) semua parameter signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, 12 \text{ (residual tidak bersifat } white noise)$

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

$$Q = 119(119+2) \left(\frac{(0,020)^2}{119-1} + \frac{(0,122)^2}{119-2} + \frac{(0,094)^2}{119-3} + \frac{(-0,141)^2}{119-4} + \frac{(0,066)^2}{119-5} + \frac{(-0,047)^2}{119-6} + \frac{(-0,035)^2}{119-7} + \frac{(0,124)^2}{119-8} + \frac{(0,061)^2}{119-9} + \frac{(0,102)^2}{119-10} + \frac{(-0,056)^2}{119-11} + \frac{(-0,070)^2}{119-12} \right)$$

$$Q = 119(121) 0,000790982$$

$$Q = 11,38934471$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X_{(0,05; 12-1-1)}^2 = X_{(0,05; 10)}^2 = 18,31$$

Kriteria Pengujian:

Jika $Q < X_{(0,05; 12-1-1)}^2$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa **residual bersifat *white noise***.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.4) maka didapatkan,

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,053394094$$

$$D_{0,05;119} = 0,09640784$$

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya **residual berdistribusi normal**.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 5.

Tahap selanjutnya adalah melakukan proses *overfitting*, berdasarkan plot ACF dan PACF maka model-model yang mungkin adalah sebagai berikut:

1. ARIMA ([14], 0,0)
2. ARIMA (0,0, [14])

Model ARIMA ([14], 0,0) akan diuji signifikansi parameternya. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 3. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3. Estimasi Parameter Model ARIMA ([14], 0, 0)

Parameter	Koefisien	Std.Error	t-stat	P-value
AR(14) = ϕ_{14}	0,859540	0,051673	16,63431	0,0000

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA ([14],1,0) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

Uji parameter AR (14)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_{14} = 0$ (parameter ϕ_{14} tidak signifikan)

$H_1 : \phi_{14} \neq 0$ (parameter ϕ_{14} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.2) maka didapatkan,

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_{14}}{st.dev(\phi_{14})} = \frac{0,859540}{0,051673} = 16,634219$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;169} = 1,980448$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya **parameter model signifikan**. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, 12 \text{ (residual tidak bersifat white noise)}$

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

$$Q = 119(121) \left(\frac{(0,110)^2}{119-1} + \frac{(0,230)^2}{119-2} + \frac{(0,122)^2}{119-3} + \frac{(-0,148)^2}{119-4} + \frac{(0,104)^2}{119-5} + \frac{(-0,077)^2}{119-6} + \frac{(-0,025)^2}{119-7} + \frac{(0,226)^2}{119-8} + \frac{(0,023)^2}{119-9} + \frac{(0,198)^2}{119-10} + \frac{(-0,100)^2}{119-11} + \frac{(-0,167)^2}{119-12} \right)$$

$$Q = 119(121) 0,002204246 = 31,7389385$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X^2_{(0,05; 12-1-0)} = X^2_{(0,05;11)} = 19,68$$

Kriteria Pengujian:

Jika $Q > X^2_{(0,05; 12-1-1)}$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa **residual tidak bersifat white noise**.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.4) maka didapatkan:

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,041267224$$

$$D_{0,05;1119} = 0,096408$$

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya **residual berdistribusi normal**.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 5.

Selanjutnya, model ARIMA (0,0,[14]) akan diuji signifikansi parameternya. Estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 3. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4. Estimasi Parameter Model ARIMA (0, 0, [14])

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	P-value
MA(14) = θ_{14}	0,652208	0,072383	9,010463	0,0000

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA (0,0,[14]) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

Uji parameter MA (14)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_{14} = 0$ (parameter θ_{14} tidak signifikan)

$H_1 : \theta_{14} \neq 0$ (parameter θ_{14} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.2) maka didapatkan,

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_{14}}{st.dev(\phi_{14})} = \frac{0,652208}{0,072383} = 9,010463$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;131} = 1.97824$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya **parameter model signifikan**. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* berdistribusi normal.

Pengujian residual berdistribusi normal model ARIMA (0,0,[14]) dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.4) maka didapatkan,

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,058594$$

$$D_{0,05;133} = 0,117927$$

Kriteria pengujian:

Oleh karena nilai $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya **residual berdistribusi normal**.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 5.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box* sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, 12$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

Dengan menggunakan Persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

$$Q = 133(133+2) \left(\frac{(0,017)^2}{133-1} + \frac{(0,247)^2}{133-2} + \frac{(0,125)^2}{133-3} + \frac{(-0,279)^2}{133-4} + \frac{(0,121)^2}{133-5} + \frac{(-0,149)^2}{133-6} + \frac{(-0,011)^2}{133-7} + \frac{(0,257)^2}{133-8} + \frac{(-0,058)^2}{133-9} + \frac{(0,278)^2}{133-10} + \frac{(-0,112)^2}{133-11} + \frac{(-0,245)^2}{133-12} \right)$$

$$Q = 133 (135) 0,003264412$$

$$Q = 58,61252293$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X_{(0,05; 12-0-1)}^2 = X_{(0,05; 11)}^2 = 19,68$$

Kriteria Pengujian:

Oleh karena nilai $Q > X_{(0,05; 12-0-1)}^2$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima artinya **residual tidak bersifat *white noise***.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Untuk mendapatkan model terbaik maka dipilih model ARIMA yang memenuhi semua asumsi yaitu signifikan, residualnya memenuhi asumsi *white noise*, dan berdistribusi normal, serta

memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Hasil pengujian signifikansi parameter model dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Berdasarkan Tabel 4.5 terlihat bahwa model ARIMA ([14],0,[14]) memenuhi semua asumsi yaitu signifikan, residual bersifat *white noise*, dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Sehingga model ARIMA ([14],0,[14]) merupakan model terbaik untuk prediksi return harga minyak mentah jenis WTI.

Model ARIMA terbaik untuk prediksi return harga minyak mentah adalah ARIMA ([14],0,[14], dimana model ARIMA ini merupakan model yang diterapkan pada prediksi harga minyak mentah dengan menggunakan data return maupun data hasil Transformasi.

Tabel 4. 5. Perbandingan Nilai AIC dan SBC Model ARIMA

Model	AIC	SBC
ARIMA ([14], 0, [14])	-7,336287	-7,289579
ARIMA ([14],0,0)	-6,584983	-6,561629
ARIMA (0,0, [14])	-5,949668	-5,927936

Untuk memperoleh persamaan model prediksi return harga minyak mentah, berdasarkan Persamaan (2.1) diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} X_t &= \phi_{14}X_{t-14} + \alpha_t + \theta_{14}\alpha_{t-14} \\ X_t &= 0,986281 X_{t-14} + \alpha_t + 0,884142 \alpha_{t-14} \end{aligned} \quad (4.1)$$

dengan:

$$X_t = (Y_t)^{1.5} = (Y_t)^{3/2} = Y_t \sqrt{Y_t}$$

sehingga diperoleh persamaan dalam Y_t :

$$(Y_t)^{3/2} = 0,986281 (Y_{t-14})^{3/2} + \alpha_t + 0,884142 \alpha_{t-14}$$

$$Y_t = (0,986281 (Y_{t-14})^{3/2} + \alpha_t + 0,884142 \alpha_{t-14})^{\frac{2}{3}}$$

dengan:

X_t : data hasil Transformasi

Y_t : data *return* harga minyak mentah

Selanjutnya, untuk menguji ada atau tidaknya unsur heterokedastisitas maka dilakukan uji statistik Ljung-Box terhadap residual kuadrat pada model.

Hipotesis:

H_0 : Tidak ada unsur heterokedastisitas (homokedastisitas)

H_1 : Terdapat unsur heterokedastisitas

Statistik Uji:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}$$

$$LB = 119(119+2) \left(\frac{(-0.089)^2}{119-1} + \frac{(-0.081)^2}{119-2} + \frac{(-0.048)^2}{119-3} \right. \\ \left. + \frac{(0.067)^2}{119-4} + \frac{(-0.034)^2}{119-5} + \frac{(-0.074)^2}{119-6} \right. \\ \left. + \frac{(-0.074)^2}{119-7} + \frac{(0.002)^2}{119-8} + \frac{(-0.028)^2}{119-9} \right. \\ \left. + \frac{(0.084)^2}{119-10} + \frac{(0.068)^2}{119-11} + \frac{(-0.077)^2}{119-12} \right)$$

$$LB = 119(119+2)(0.00046)$$

$$LB = 6.619473$$

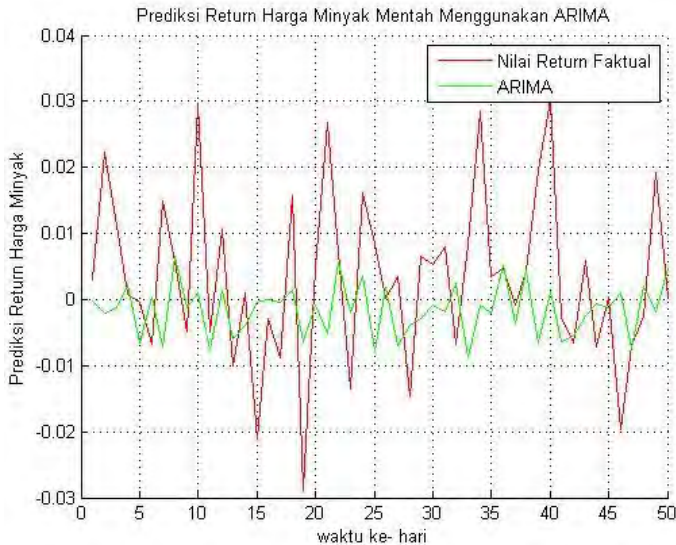
$$\chi^2_{(0.05;12)} = 21.02607$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0.05$, karena $LB < \chi^2_{(0.05;12)}$ maka H_0 diterima artinya **tidak terdapat unsur heteroskedastisitas**. Hal ini menunjukkan bahwa sepanjang 2017 return harga minyak mentah dunia jenis WTI tidak mengalami volailitas.

Kemudian dilakukan peramalan 50 hari ke depan dengan menggunakan *software* Eviews yang selanjutnya dengan menggunakan Matlab ditampilkan perbandingan antara data return minyak mentak faktual dengan data peramalan return harga minyak mentah. Hasil simulasi ARIMA serta nilai MAPE ARIMA menggunakan Matlab masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4.6 dan Tabel 4.6. Return harga komoditas minyak mentah periode

September 2017 hingga Nopember 2017 dan prediksi return harga komoditas minyak mentah 50 hari kedepan (periode September 2017 hingga Nopember 2017) dengan ARIMA masing-masing dapat dilihat pada Lampiran 7 dan Lampiran 8.



Gambar 4. 6. Hasil Simulasi Perbandingan Hasil ARIMA dan Faktual

Tabel 4. 6. Nilai MAPE ARIMA

Model	Parameter	ARIMA- <i>Least Square</i>	
		Koef.	MAPE (%)
ARIMA ([14],0, [14])	ϕ_{14}	0,986281	217,2554
	θ_{14}	-0,884142	

Hasil prediksi ini nantinya akan diolah lebih lanjut menggunakan algoritma Filter Kalman untuk memperbaiki hasil estimasi parameter model ARIMA.

4.3 Estimasi Parameter dengan Filter Kalman pada Model ARIMA

Pada tahap ini akan dilakukan penerapan Filter Kalman untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada prediksi *return* harga minyak mentah jenis WTI. Model yang akan digunakan pada penelitian adalah sebagai berikut:

Model $X_t = \phi_{14}X_{t-14} + \alpha_t - \theta_{14}\alpha_{t-14}$ dengan α_t sebagai variabel input deterministik.

Model sistem seperti pada persamaan (2.5):

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{B}\mathbf{u}_t + \mathbf{w}_t$$

Model sistem diperoleh dari persamaan model ARIMA yang diubah dalam bentuk *state space* sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \phi_{14} \\ \theta_{14} \\ X_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ X_{t-14} & -\alpha_{t-14} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{14} \\ \theta_{14} \\ X_t \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \alpha_t + w_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.6):

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{H}_t\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t,$$

dengan X_t sebagai variabel pengukuran maka diperoleh model pengukuran \mathbf{z}_t dalam bentuk *state space* sebagai berikut:

$$\mathbf{z}_t = [0 \quad 0 \quad 1] \begin{bmatrix} \phi_{14} \\ \theta_{14} \\ X_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran pada metode Filter Kalman, selanjutnya dilakukan tahap inisialisasi. Pada tahap inisialisasi akan diberikan nilai awal $\hat{\mathbf{x}}_0, Q, R, \mathbf{P}_0$. Nilai awal Y_t diambil dari data pertama *return* harga minyak mentah yang sudah stasioner terhadap *varian* dan *mean*. Untuk penambahan nilai *noise* model sistem (w_t) dibangkitkan dari komputer melalui program Matlab. Nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-7}$. Untuk nilai awal $\hat{\mathbf{x}}_0$ diperoleh dari nilai koefisien parameter ϕ dan θ pada persamaan model ARIMA serta nilai awal hasil peramalan dengan model ARIMA.

Nilai awal \hat{x}_0 dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 0,98 \\ -0,88 \\ -0,00019 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi:

$$\hat{x}_{\bar{t}+1} = A_t \hat{x}_t + B_t u_t$$

$$P_{\bar{t}+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$K_{t+1} = P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$$

Lalu nilai \hat{x}_{t+1} diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{\bar{t}+1} + K_{t+1} (z_{t+1} - H_{t+1} \hat{x}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan $P_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$P_{t+1} = (I - K_{t+1} H_{t+1}) P_{\bar{t}+1}$$

Hasil estimasi parameter menggunakan Filter Kalman dapat dilihat pada Tabel 4.7. Tabel tersebut juga menunjukkan nilai MAPE hasil peramalan return harga minyak mentah dunia dengan parameter yang telah diestimasi menggunakan Filter Kalman. Hasil peramalan return harga minyak mentah dunia dengan parameter yang telah diestimasi menggunakan Filter Kalman dapat dilihat pada Lampiran 8.

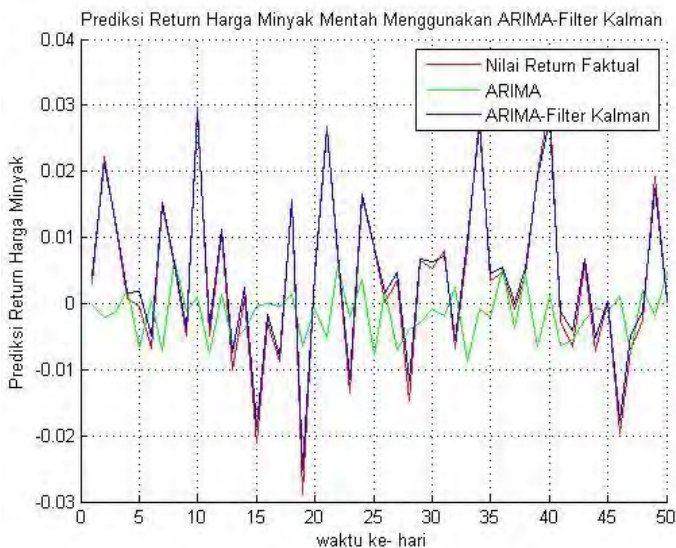
Tabel 4.7. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan Filter Kalman dan *Least Square*

Model	Parameter	Filter Kalman		<i>Least Square</i>	
		Koef.	MAPE (%)	Koef.	MAPE (%)
ARIMA ([14],0,[14])	ϕ_{14}	0,7571	53,072	0,986281	217,2554
	θ_{14}	-0,8670		-0,884142	

Parameter model ARIMA pada Tabel 4.7 disubstitusikan ke Persamaan (4.1), sehingga diperoleh persamaan model sebagai berikut:

$$X_t = 0,7571 X_{t-14} + \alpha_t + 0,8670 \alpha_{t-14}$$

Dari persamaan tersebut dilakukan prediksi return harga minyak mentah sebanyak 50 hari kedepan dengan menggunakan software Matlab yang dapat dilihat pada Lampiran 9. Kemudian hasil prediksi model ARIMA yang parameternya diestimasi menggunakan Filter Kalman dibandingkan dengan hasil prediksi model ARIMA yang parameternya diestimasi dengan *Least Square*. Hasil simulasi perbandingan prediksi return harga minyak mentah dunia dengan model ARIMA dan ARIMA-Filter Kalman dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4. 7. Hasil Simulasi Perbandingan ARIMA, ARIMA-Filter Kalman, dan Faktual

Setelah dilakukan pengujian terhadap model ARIMA serta estimasi parameter model ARIMA menggunakan Filter Kalman, menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil yaitu 53,072 daripada

estimasi parameter ARIMA yang menghasilkan MAPE sebesar 217,2554. Meski nilai MAPE estimasi parameter model ARIMA menggunakan Filter Kalman lebih kecil daripada nilai MAPE model ARIMA, namun kedua hasil ramalan masih belum akurat karena memiliki nilai MAPE > 50%.

4.4 Perbaikan Error dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1 atau $n = 2$

Penerapan ARIMA-Filter Kalman dengan menggunakan polinomial derajat 1 atau untuk $n = 2$ persamaan (2.7) menjadi:

$$y_t^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i$$

Misalkan *state* vektor yang dibentuk dari koefisien $a_{j,i}$ adalah $\mathbf{x}(t_i)$, maka untuk $n = 2$ diperoleh $\mathbf{x}(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}$.

Model sistem ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 2$ adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t$$

Untuk model sistem diperoleh dari persamaan $\mathbf{x}(t_i)$ yang kemudian diubah ke dalam bentuk *state space*, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_t + \mathbf{w}_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.6):

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{H}_t\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t$$

dengan y_t^0 sebagai variabel pengukuran maka diperoleh model pengukuran \mathbf{z}_t dalam bentuk *state space* sebagai berikut:

$$\mathbf{z}_t = [1 \quad m_i] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_t + \mathbf{v}_t$$

Diasumsikan nilai awal $Q = 10^{-6}$

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot Q$$

Nilai awal $a_{0,i}$ dan $a_{1,i}$ untuk \hat{x}_0 diperoleh dari nilai rata-rata hasil prediksi return harga minyak mentah dunia dengan model Filter Kalman-ARIMA pada bulan pertama dan bulan kedua, sehingga

diperoleh $\hat{\mathbf{x}}_0 = \begin{bmatrix} -0,00173 \\ -0,00138 \end{bmatrix}$. Kemudian setelah itu dilanjutkan ke dalam tahap prediksi.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \hat{\mathbf{x}}_t$$

$$\mathbf{P}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \mathbf{P}_t \mathbf{A}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T (\mathbf{H}_{t+1} \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T + \mathbf{R}_{t+1})^{-1}$$

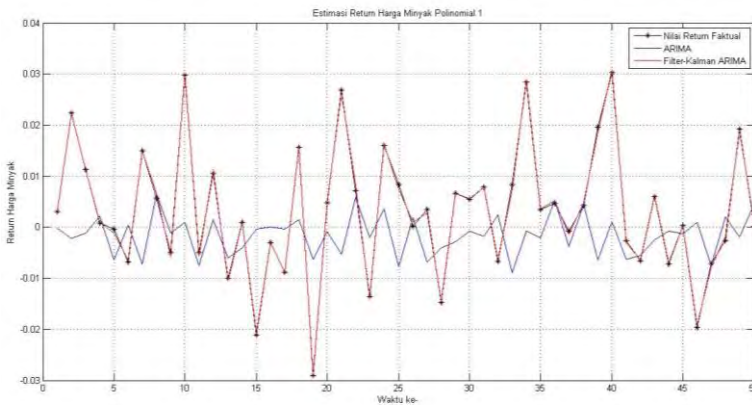
dengan $R = 10^{-7}$. Lalu nilai $\hat{\mathbf{x}}_{t+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1} + \mathbf{K}_{t+1} (\mathbf{z}_{t+1} - \mathbf{H}_{t+1} \hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai \mathbf{P}_{t+1} dicari menggunakan $\mathbf{P}_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$\mathbf{P}_{t+1} = [(\mathbf{P}_{\bar{t}+1})^{-1} + \mathbf{H}_{t+1}^T (\mathbf{R}_{t+1})^{-1} \mathbf{H}_{t+1}]^{-1}$$

Simulasi dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Hasil simulasi penerapan ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 2$ pada return harga minyak mentah dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4. 8. Hasil Peramalan Return Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan *Error* ($n = 2$), dan Faktual

Dari simulasi perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman didapatkan hasil simulasi dengan persamaan polinomial derajat 1 untuk $n = 2$ sebagai berikut:

$$y_i^0 = 0,0024644 + 0,9554m_i$$

Dengan demikian model untuk prediksi return harga komoditas minyak mentah dengan perbaikan *error* Filter Kalman dapat dituliskan sebagai berikut:

$$X_t = 0,986281 X_{t-14} + 0,884142 \alpha_{t-14} + 0,0024644 + 0,9554m_i$$

Untuk simulasi prediksi return harga komoditas minyak mentah dengan menggunakan perbaikan *error* Filter Kalman polinomial derajat 1 melalui *software* Matlab dapat dilihat pada Lampiran 11.

4.5 Perbaikan *Error* dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2 atau $n = 3$

Penerapan ARIMA-Filter Kalman dengan menggunakan polinomial derajat 1 atau untuk $n = 3$ persamaan (2.7) menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + a_{2,i}m_i^2$$

Misalkan *state* vektor yang dibentuk dari koefisien $a_{j,i}$ adalah

$$\mathbf{x}(t_i), \text{ maka untuk } n = 3 \text{ diperoleh } \mathbf{x}(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}.$$

Model sistem ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 3$ adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t$$

Untuk model sistem diperoleh dari persamaan $\mathbf{x}(t_i)$ yang kemudian diubah ke dalam bentuk *state space*, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_t + \mathbf{w}_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.6):

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{H}_t\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t$$

dengan y_i^0 sebagai variabel pengukuran maka diperoleh model pengukuran \mathbf{z}_t dalam bentuk *state space* sebagai berikut:

$$\mathbf{z}_t = \begin{bmatrix} 1 & m_i & m_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_t$$

Diasumsikan nilai awal $Q = 10^{-6}$

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot Q$$

Nilai awal $a_{0,i}$, $a_{1,i}$ dan $a_{2,i}$ untuk \hat{x}_0 diperoleh dari nilai rata-rata hasil prediksi return harga minyak mentah dunia dengan model Filter Kalman-ARIMA pada bulan pertama, bulan kedua, dan bulan ketiga sehingga diperoleh \hat{x}_0 sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \begin{bmatrix} -0,00173 \\ -0,00138 \\ -0,00162 \end{bmatrix}$$

Kemudian setelah itu masuk ke dalam tahap prediksi.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \hat{\mathbf{x}}_t$$

$$\mathbf{P}_{\bar{t}+1} = \mathbf{A}_t \mathbf{P}_t \mathbf{A}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T (\mathbf{H}_{t+1} \mathbf{P}_{\bar{t}+1} \mathbf{H}_{t+1}^T + \mathbf{R}_{t+1})^{-1}$$

dengan $R = 10^{-7}$. Lalu nilai $\hat{\mathbf{x}}_{t+1}$ diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = \hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1} + \mathbf{K}_{t+1} (\mathbf{z}_{t+1} - \mathbf{H}_{t+1} \hat{\mathbf{x}}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai \mathbf{P}_{t+1} dicari menggunakan $\mathbf{P}_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$\mathbf{P}_{t+1} = [(\mathbf{P}_{\bar{t}+1})^{-1} + \mathbf{H}_{t+1}^T (\mathbf{R}_{t+1})^{-1} \mathbf{H}_{t+1}]^{-1}$$

Simulasi dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Hasil nilai MAPE model ARIMA yang diperbaiki *error*nya dengan Filter Kalman untuk polinomial derajat 1 dan polinomial derajat 2 dapat dilihat pada Tabel 4.8. Tabel tersebut juga menunjukkan nilai MAPE hasil peramalan return harga minyak mentah dunia dengan parameter yang telah diestimasi *error*nya

menggunakan Filter Kalman. Hasil peramalan return harga minyak mentah dunia dengan parameter yang telah diestimasi errornya menggunakan Filter Kalman dapat dilihat di Lampiran 8.

Tabel 4.8. Hasil MAPE dengan Perbaikan *Error* Filter Kalman

Model	MAPE Filter Kalman untuk $n = 2$	MAPE Filter Kalman untuk $n = 3$
ARIMA ([14],0,[14])	10,5197%	3,6947%

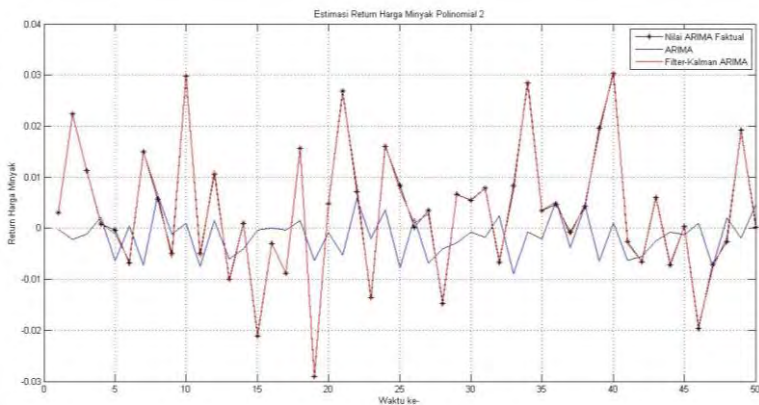
Dari simulasi perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman didapatkan hasil simulasi dengan persamaan polinomial derajat 2 atau untuk $n = 3$ sebagai berikut:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + a_{2,i}m_i^2$$

$$y_i^0 = 0,0023658 + 0,95222m_i + 0,45324m_i^2$$

Dengan demikian model untuk prediksi return harga komoditas minyak mentah dengan perbaikan *error* Filter Kalman dapat dituliskan sebagai berikut:

$$X_t = 0,986281 X_{t-14} + 0,884142 \alpha_{t-14} + 0,0023659 + 0,95222m_i + 0,45283m_i^2$$



Gambar 4. 9. Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan *Error* ($n = 3$), dan Faktual

Hasil simulasi penerapan ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 3$ pada return harga minyak mentah dapat dilihat pada Gambar 4.9. Prediksi *return* harga komoditas minyak mentah dengan menggunakan perbaikan *error* Filter Kalman polinomial derajat 2 dapat dilihat pada Lampiran 12.

Telah dilakukan pengujian terhadap model ARIMA, estimasi parameter model ARIMA menggunakan Filter Kalman, serta perbaikan *error* model ARIMA dengan menggunakan Filter Kalman untuk polinomial derajat 1 dan polinomial derajat 2. Hasil nilai MAPE masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9. Hasil Perbandingan Nilai MAPE

Model Terbaik	ARIMA	Estimasi Parameter Filter Kalman	Perbaikan <i>Error</i> Filter Kalman $n = 2$	Perbaikan <i>Error</i> Filter Kalman $n = 3$
ARIMA ([14],0,[14])	217,2554%	53,072%	10,5197%	3,6947%

BAB V PENUTUP

Bab ini membahas mengenai kesimpulan dari tugas akhir dan saran yang bisa digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya dengan topik yang sama.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data *time series return* harga minyak mentah jenis WTI, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Tidak diperoleh model ARCH/GARCH karena tidak terdapat adanya unsur heteroskedastisitas dalam data amatan, sehingga model terbaik yang bisa didapatkan adalah ARIMA ([14],0,[14]) dengan MAPE 217,554 % dan dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$Y_t = (0,986281 (Y_{t-14})^{3/2} + \alpha_t + 0,884142 \alpha_{t-14})^{2/3}$$

2. Dengan Metode Filter Kalman untuk mengestimasi parameter pada model ARIMA menghasilkan nilai MAPE sebesar 53,072% dan dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$Y_t = (0,7571 (Y_{t-14})^{3/2} + \alpha_t + 0,8670 \alpha_{t-14})^{2/3}$$

Sedangkan pada perbaikan *error* untuk polinomial derajat pertama dan kedua dengan nilai awal yang sama untuk setiap Q dan R yang diambil ($Q = 10^{-6}$ dan $R = 10^{-7}$), nilai MAPE perbaikan *error* polinomial derajat kedua lebih baik daripada derajat pertama dengan nilai 3,6947% untuk derajat kedua dan 10,5197% untuk derajat pertama.

3. Prediksi return harga komoditas minyak mentah untuk 50 hari selanjutnya adalah pada kisaran $-\$0.029256$ hingga $\$0.030855$.

5.2 Saran

Saran untuk pengembangan Tugas Akhir ini adalah metode ini dapat diterapkan untuk peramalan objek yang lainnya, serta untuk metode Filter Kalman dapat diterapkan untuk mengestimasi parameter dan memperbaiki *error* dari peramalan *time series* lainnya, seperti model SARIMA, atau juga metode *Artificial Neural Network* (ANN).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Achmada, "Model Arima-Filter Kalman untuk Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah," *Tugas Akhir*, 2017.
- [2] R. Engle, "Cointegration and Error Correction : Representation, Estimation and Testing," *Journal of Econometrics*, vol. 55, pp. 251-276, 1987.
- [3] T. Bollerslev, "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity," *Journal of Econometrics*, vol. 31, pp. 307-327, 1986.
- [4] A. Asmara, "Volatilitas Harga Minyak Dunia dan Dampaknya Terhadap Kinerja Sektor Industri Pengolahan dan MAKroekonomi Indonesia," *Jurnal Agro Ekonomi*, vol. 29 No.1, pp. 49-69, 2011.
- [5] S. Makridakis, *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1*, Jakarta: Erlangga, 1999.
- [6] A. Natasha, "Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Menggunakan Metode GARCH," *Tugas Akhir*, 2015.
- [7] G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter," *Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill*, 2006.

LAMPIRAN 1. Data Harga Komoditas Minyak Mentah WTI

No.	Tanggal	WTI Spot Price (R)
1	Mar 01, 2017	53.82
2	Mar 02, 2017	52.63
3	Mar 03, 2017	53.33
4	Mar 06, 2017	53.19
5	Mar 07, 2017	52.68
6	Mar 08, 2017	49.83
7	Mar 09, 2017	48.75
8	Mar 10, 2017	48.05
9	Mar 13, 2017	47.95
10	Mar 14, 2017	47.24
11	Mar 15, 2017	48.34
12	Mar 16, 2017	48.3
13	Mar 17, 2017	48.34
14	Mar 20, 2017	47.79
15	Mar 21, 2017	47.02
16	Mar 22, 2017	47.29
17	Mar 23, 2017	47
18	Mar 24, 2017	47.3
19	Mar 27, 2017	47.02
20	Mar 28, 2017	48.36
21	Mar 29, 2017	49.47
22	Mar 30, 2017	50.3
23	Mar 31, 2017	50.54
24	Apr 03, 2017	50.25
25	Apr 04, 2017	50.99
26	Apr 05, 2017	51.14
27	Apr 06, 2017	51.69

28	Apr 07, 2017	52.25
29	Apr 10, 2017	53.06
30	Apr 11, 2017	53.38
31	Apr 12, 2017	53.12
32	Apr 13, 2017	53.19
33	Apr 17, 2017	52.62
34	Apr 18, 2017	52.46
35	Apr 19, 2017	50.49
36	Apr 20, 2017	50.26
37	Apr 21, 2017	49.64
38	Apr 24, 2017	48.9
39	Apr 25, 2017	49.22
40	Apr 26, 2017	49.22
41	Apr 27, 2017	48.96
42	Apr 28, 2017	49.31
43	May 01, 2017	48.83
44	May 02, 2017	47.65
45	May 03, 2017	47.79
46	May 04, 2017	45.55
47	May 05, 2017	46.23
48	May 08, 2017	46.46
49	May 09, 2017	45.84
50	May 10, 2017	47.28
51	May 11, 2017	47.81
52	May 12, 2017	47.83
53	May 15, 2017	48.86
54	May 16, 2017	48.64
55	May 17, 2017	49.04
56	May 18, 2017	49.36
57	May 19, 2017	50.32
58	May 22, 2017	50.81
59	May 23, 2017	51.12

60	May 24, 2017	50.99
61	May 25, 2017	48.57
62	May 26, 2017	49.58
63	May 30, 2017	49.63
64	May 31, 2017	48.29
65	Jun 01, 2017	48.32
66	Jun 02, 2017	47.68
67	Jun 05, 2017	47.4
68	Jun 06, 2017	48.13
69	Jun 07, 2017	45.8
70	Jun 08, 2017	45.68
71	Jun 09, 2017	45.82
72	Jun 12, 2017	46.1
73	Jun 13, 2017	46.41
74	Jun 14, 2017	44.79
75	Jun 15, 2017	44.47
76	Jun 16, 2017	44.73
77	Jun 19, 2017	44.24
78	Jun 20, 2017	43.34
79	Jun 21, 2017	42.48
80	Jun 22, 2017	42.53
81	Jun 23, 2017	42.86
82	Jun 26, 2017	43.24
83	Jun 27, 2017	44.25
84	Jun 28, 2017	44.74
85	Jun 29, 2017	44.88
86	Jun 30, 2017	46.02
87	Jul 05, 2017	45.11
88	Jul 06, 2017	45.52
89	Jul 07, 2017	44.25
90	Jul 10, 2017	44.4
91	Jul 11, 2017	45.06

92	Jul 12, 2017	45.48
93	Jul 13, 2017	46.06
94	Jul 14, 2017	46.53
95	Jul 17, 2017	46.02
96	Jul 18, 2017	46.4
97	Jul 19, 2017	47.1
98	Jul 20, 2017	46.73
99	Jul 21, 2017	45.78
100	Jul 24, 2017	46.21
101	Jul 25, 2017	47.77
102	Jul 26, 2017	48.58
103	Jul 27, 2017	49.05
104	Jul 28, 2017	49.72
105	Jul 31, 2017	50.21
106	Aug 01, 2017	49.19
107	Aug 02, 2017	49.6
108	Aug 03, 2017	49.03
109	Aug 04, 2017	49.57
110	Aug 07, 2017	49.37
111	Aug 08, 2017	49.07
112	Aug 09, 2017	49.59
113	Aug 10, 2017	48.54
114	Aug 11, 2017	48.81
115	Aug 14, 2017	47.59
116	Aug 15, 2017	47.57
117	Aug 16, 2017	46.8
118	Aug 17, 2017	47.07
119	Aug 18, 2017	48.59
120	Aug 21, 2017	47.39
121	Aug 22, 2017	47.65
122	Aug 23, 2017	48.45
123	Aug 24, 2017	47.24

124	Aug 25, 2017	47.65
125	Aug 28, 2017	46.4
126	Aug 29, 2017	46.46
127	Aug 30, 2017	45.96
128	Aug 31, 2017	47.26
129	Sep 01, 2017	47.32
130	Sep 05, 2017	48.63
131	Sep 06, 2017	49.13
132	Sep 07, 2017	49.1
133	Sep 08, 2017	47.44
134	Sep 11, 2017	48.06
135	Sep 12, 2017	48.21
136	Sep 13, 2017	49.3
137	Sep 14, 2017	49.86
138	Sep 15, 2017	49.9
139	Sep 18, 2017	49.88
140	Sep 19, 2017	49.54
141	Sep 20, 2017	50.29
142	Sep 21, 2017	50.58
143	Sep 22, 2017	50.33
144	Sep 25, 2017	51.85
145	Sep 26, 2017	51.59
146	Sep 27, 2017	52.14
147	Sep 28, 2017	51.62
148	Sep 29, 2017	51.67
149	Oct 02, 2017	50.59
150	Oct 03, 2017	50.44
151	Oct 04, 2017	50
152	Oct 05, 2017	50.79
153	Oct 06, 2017	49.34
154	Oct 09, 2017	49.58
155	Oct 10, 2017	50.93

156	Oct 11, 2017	51.3
157	Oct 12, 2017	50.61
158	Oct 13, 2017	51.43
159	Oct 16, 2017	51.86
160	Oct 17, 2017	51.87
161	Oct 18, 2017	52.05
162	Oct 19, 2017	51.29
163	Oct 20, 2017	51.63
164	Oct 23, 2017	51.91
165	Oct 24, 2017	52.32
166	Oct 25, 2017	51.97
167	Oct 26, 2017	52.41
168	Oct 27, 2017	53.92
169	Oct 30, 2017	54.11
170	Oct 31, 2017	54.36
171	Nov 01, 2017	54.32
172	Nov 02, 2017	54.55
173	Nov 03, 2017	55.63
174	Nov 06, 2017	57.34
175	Nov 07, 2017	57.19
176	Nov 08, 2017	56.82
177	Nov 09, 2017	57.16
178	Nov 10, 2017	56.75
179	Nov 13, 2017	56.77
180	Nov 14, 2017	55.67
181	Nov 15, 2017	55.28
182	Nov 16, 2017	55.14
183	Nov 17, 2017	56.21
184	Nov 20, 2017	56.22

Sumber : *US. Energy Information Administration*
http://www.eia.doe.gov/dnav/pet/TblDefs/pet_pri_spt_tbldef2.asp

LAMPIRAN 2. Data Harga Komoditas Minyak Mentah WTI

No.	WTI Spot Price (R)	Log Return $\ln\left(\frac{R_t}{R_{t-1}}\right)$
1	53.82	-
2	52.63	-0.022358846
3	53.33	0.013212725
4	53.19	-0.002628616
5	52.68	-0.009634532
6	49.83	-0.055618665
7	48.75	-0.021912015
8	48.05	-0.014463062
9	47.95	-0.002083334
10	47.24	-0.01491781
11	48.34	0.023018384
12	48.3	-0.000827815
13	48.34	0.000827815
14	47.79	-0.011442963
15	47.02	-0.016243369
16	47.29	0.005725814
17	47	-0.006151255
18	47.3	0.006362694
19	47.02	-0.005937252
20	48.36	0.028099983
21	49.47	0.022693399
22	50.3	0.016638652
23	50.54	0.004760025
24	50.25	-0.005754555
25	50.99	0.014618988
26	51.14	0.002937435
27	51.69	0.010697369

28	52.25	0.010775552
29	53.06	0.015383458
30	53.38	0.006012795
31	53.12	-0.004882639
32	53.19	0.001316904
33	52.62	-0.010774133
34	52.46	-0.003045301
35	50.49	-0.038275678
36	50.26	-0.004565765
37	49.64	-0.012412572
38	48.9	-0.015019564
39	49.22	0.006522648
40	49.22	0
41	48.96	-0.005296407
42	49.31	0.007123262
43	48.83	-0.009782022
44	47.65	-0.024462248
45	47.79	0.002933782
46	45.55	-0.048005789
47	46.23	0.014818314
48	46.46	0.004962789
49	45.84	-0.013434655
50	47.28	0.030930301
51	47.81	0.01114745
52	47.83	0.000418235
53	48.86	0.021306008
54	48.64	-0.004512828
55	49.04	0.008190054
56	49.36	0.006504088
57	50.32	0.019262233
58	50.81	0.009690573
59	51.12	0.006082624

60	50.99	-0.002546275
61	48.57	-0.048623479
62	49.58	0.02058147
63	49.63	0.001007963
64	48.29	-0.02737099
65	48.32	0.000621054
66	47.68	-0.013333531
67	47.4	-0.005889794
68	48.13	0.015283455
69	45.8	-0.049621592
70	45.68	-0.002623526
71	45.82	0.003060112
72	46.1	0.006092273
73	46.41	0.006702003
74	44.79	-0.035530053
75	44.47	-0.007170096
76	44.73	0.005829613
77	44.24	-0.01101506
78	43.34	-0.020553361
79	42.48	-0.020042619
80	42.53	0.001176332
81	42.86	0.007729281
82	43.24	0.008827003
83	44.25	0.023089379
84	44.74	0.011012585
85	44.88	0.003124305
86	46.02	0.025083823
87	45.11	-0.019972133
88	45.52	0.009047838
89	44.25	-0.028296418
90	44.4	0.003384098
91	45.06	0.014755466

92	45.48	0.009277734
93	46.06	0.012672226
94	46.53	0.010152371
95	46.02	-0.011021181
96	46.4	0.008223375
97	47.1	0.014973542
98	46.73	-0.007886644
99	45.78	-0.020539042
100	46.21	0.00934891
101	47.77	0.033201603
102	48.58	0.016814096
103	49.05	0.009628262
104	49.72	0.013567081
105	50.21	0.009806943
106	49.19	-0.020523859
107	49.6	0.008300483
108	49.03	-0.011558478
109	49.57	0.010953456
110	49.37	-0.00404286
111	49.07	-0.006095102
112	49.59	0.01054135
113	48.54	-0.021401
114	48.81	0.00554701
115	47.59	-0.025312555
116	47.57	-0.000420345
117	46.8	-0.016319108
118	47.07	0.005752652
119	48.59	0.031781893
120	47.39	-0.025006512
121	47.65	0.005471394
122	48.45	0.016649708
123	47.24	-0.025291347

124	47.65	0.008641639
125	46.4	-0.026583171
126	46.46	0.001292268
127	45.96	-0.010820274
128	47.26	0.027892819
129	47.32	0.001268767
130	48.63	0.027307585
131	49.13	0.010229222
132	49.1	-0.000610811
133	47.44	-0.03439328
134	48.06	0.012984476
135	48.21	0.003116238
136	49.3	0.022357613
137	49.86	0.011294997
138	49.9	0.000801925
139	49.88	-0.000400882
140	49.54	-0.006839697
141	50.29	0.015025826
142	50.58	0.005749991
143	50.33	-0.00495492
144	51.85	0.029753614
145	51.59	-0.005027079
146	52.14	0.010604553
147	51.62	-0.010023214
148	51.67	0.000968148
149	50.59	-0.021123414
150	50.44	-0.002969417
151	50	-0.008761506
152	50.79	0.015676479
153	49.34	-0.028964374
154	49.58	0.004852416
155	50.93	0.026864614

156	51.3	0.007238611
157	50.61	-0.013541567
158	51.43	0.016072475
159	51.86	0.00832612
160	51.87	0.000192808
161	52.05	0.003464207
162	51.29	-0.014708994
163	51.63	0.006607097
164	51.91	0.005408551
165	52.32	0.007867257
166	51.97	-0.006712078
167	52.41	0.008430784
168	53.92	0.028404054
169	54.11	0.003517545
170	54.36	0.004609578
171	54.32	-0.000736106
172	54.55	0.004225229
173	55.63	0.019604912
174	57.34	0.030275836
175	57.19	-0.002619403
176	56.82	-0.006490682
177	57.16	0.005965977
178	56.75	-0.007198697
179	56.77	0.000352361
180	55.67	-0.019566615
181	55.28	-0.007030223
182	55.14	-0.002535774
183	56.21	0.019219271
184	56.22	0.000177888

LAMPIRAN 3. Output Model ARIMA Menggunakan Eviews

1. ARIMA ([14],0,[14])

Dependent Variable: TRANS_1

Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 12/29/17 Time: 02:49

Sample (adjusted): 16 134

Included observations: 119 after adjustments

Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 7 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast: 2 15

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(14)	0.986281	0.015012	65.69962	0.0000
MA(14)	-0.884142	0.023375	-37.82419	0.0000
R-squared	-0.081768	Mean dependent var		0.015227
Adjusted R-squared	-0.091014	S.D. dependent var		0.005864
S.E. of regression	0.006125	Akaike info criterion		-7.336287
Sum squared resid	0.004389	Schwarz criterion		-7.289579
Log likelihood	438.5091	Hannan-Quinn criter.		-7.317321
Durbin-Watson stat	1.932330			
Inverted AR Roots	1.00	.90-.43i	.90+.43i	.62+.78i
	.62-.78i	.22+.97i	.22-.97i	-.22-.97i
	-.22+.97i	-.62-.78i	-.62+.78i	-.90-.43i
	-.90+.43i	-1.00		
Inverted MA Roots	.99	.89+.43i	.89-.43i	.62-.77i
	.62+.77i	.22-.97i	.22+.97i	-.22+.97i
	-.22-.97i	-.62-.77i	-.62+.77i	-.89+.43i
	-.89-.43i	-.99		

Lampiran 3 (lanjutan)

2. ARIMA ([14], 0,0)

Dependent Variable: TRANS_1

Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 12/29/17 Time: 02:52

Sample (adjusted): 16 134

Included observations: 119 after adjustments

Convergence achieved after 1 iteration

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(14)	0.859540	0.051673	16.63431	0.0000
R-squared	-1.331957	Mean dependent var		0.015227
Adjusted R-squared	-1.331957	S.D. dependent var		0.005864
S.E. of regression	0.008954	Akaike info criterion		-6.584983
Sum squared resid	0.009461	Schwarz criterion		-6.561629
Log likelihood	392.8065	Hannan-Quinn criter.		-6.575500
Durbin-Watson stat	1.616553			
Inverted AR Roots	.99	.89+.43i	.89-.43i	.62-.77i
	.62+.77i	.22-.96i	.22+.96i	-.22+.96i
	-.22-.96i	-.62-.77i	-.62+.77i	-.89+.43i
	-.89-.43i	-.99		

Lampiran 3 (lanjutan)

3. ARIMA (0,0,[14])

Dependent Variable: TRANS_1

Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 12/29/17 Time: 02:54

Sample (adjusted): 2 134

Included observations: 133 after adjustments

Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 14 iterations

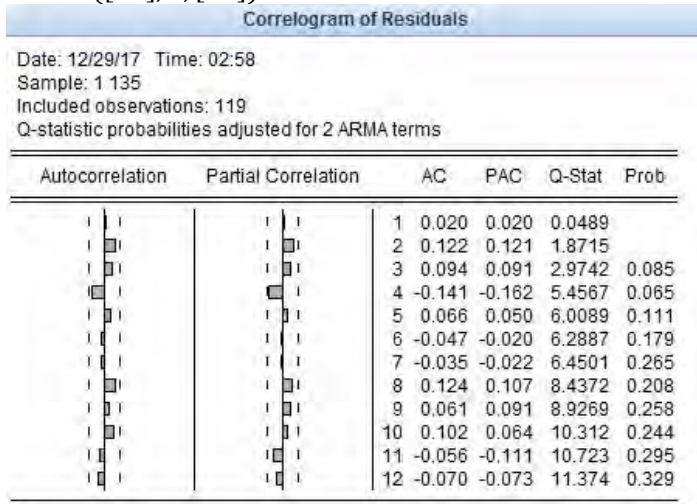
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast: -12 1

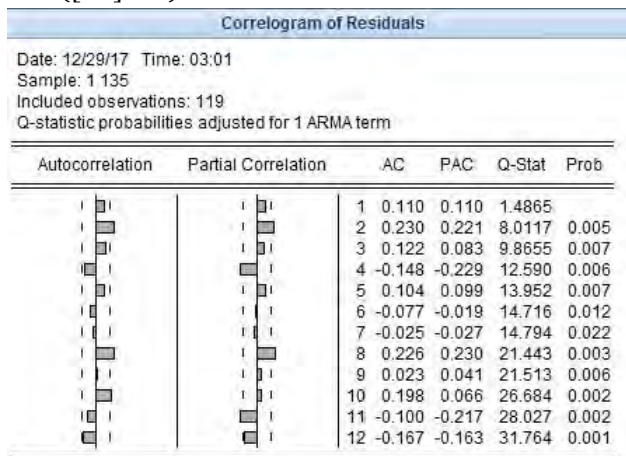
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(14)	0.652208	0.072383	9.010463	0.0000
R-squared	-3.324704	Mean dependent var		0.014874
Adjusted R-squared	-3.324704	S.D. dependent var		0.005918
S.E. of regression	0.012308	Akaike info criterion		-5.949668
Sum squared resid	0.019996	Schwarz criterion		-5.927936
Log likelihood	396.6529	Hannan-Quinn criter.		-5.940837
Durbin-Watson stat	0.815888			
Inverted MA Roots	.95-.22i	.95+.22i	.76-.60i	.76+.60i
	.42+.87i	.42-.87i	.00+.97i	-.00-.97i
	-.42+.87i	-.42-.87i	-.76+.60i	-.76-.60i
	-.95+.22i	-.95-.22i		

LAMPIRAN 4. Data Residual untuk Uji Ljung-Box Menggunakan Eviews

1. ARIMA ([14], 0, [14])

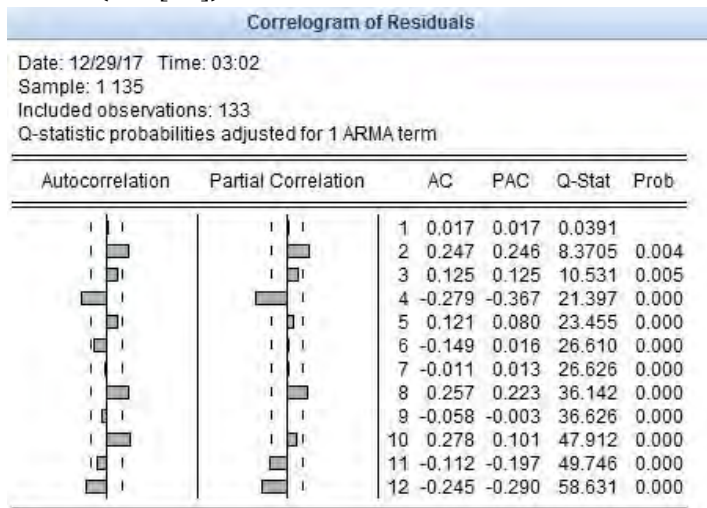


2. ARIMA ([14],0,0)



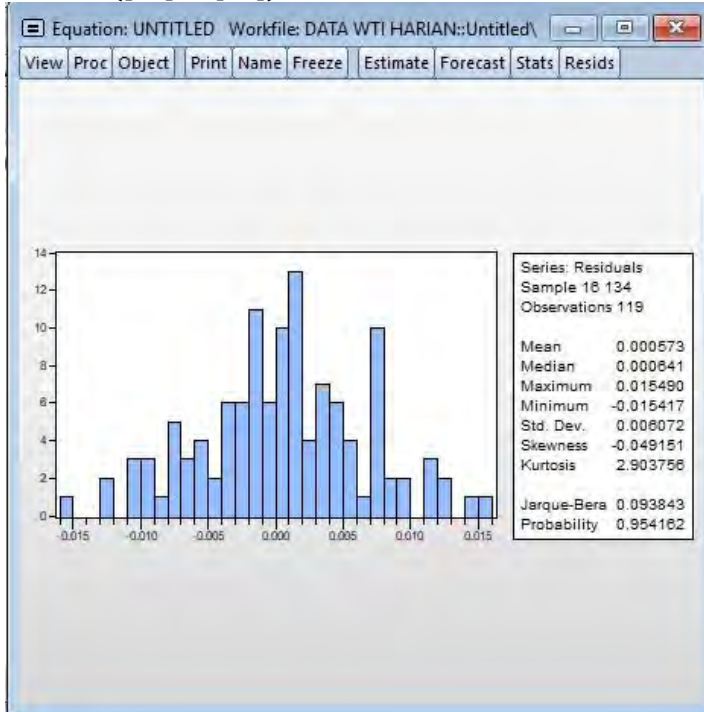
Lampiran 4 (Lanjutan)

3. ARIMA (0,0,[14])



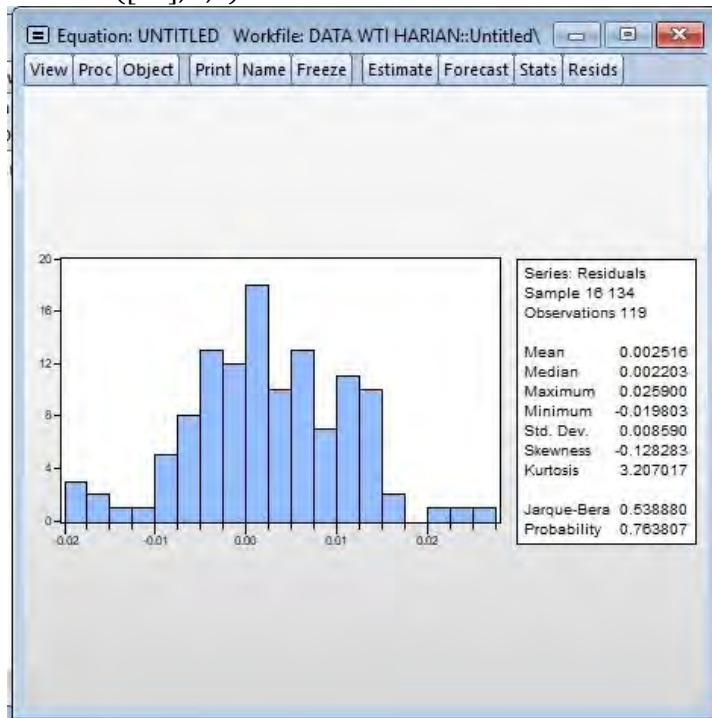
LAMPIRAN 5. Histogram Uji Normalitas Menggunakan Eviews

1. ARIMA ([14], 0, [14])



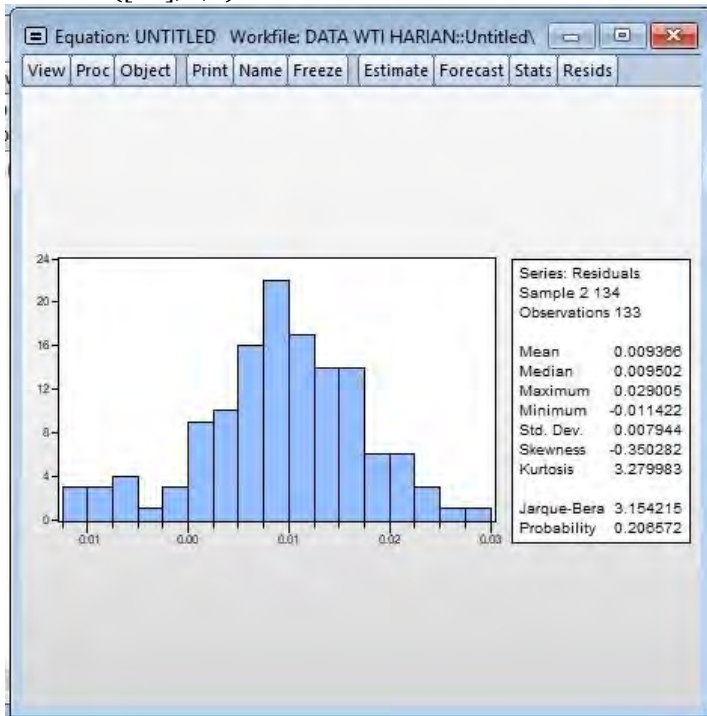
Lampiran 5 (Lanjutan)

2. ARIMA ([14], 0,0)



Lampiran 5 (Lanjutan)

3. ARIMA ([14], 0,0)



LAMPIRAN 6. Uji Heteroskedastisitas Menggunakan Eviews

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.780833	Prob. F(12,94)	0.6686
Obs*R-squared	9.699039	Prob. Chi-Square(12)	0.6423

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 12/29/17 Time: 03:06

Sample (adjusted): 28 134

Included observations: 107 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.67E-05	1.80E-05	3.716607	0.0003
RESID^2(-1)	-0.174991	0.102506	-1.707136	0.0911
RESID^2(-2)	-0.103273	0.104334	-0.989827	0.3248
RESID^2(-3)	-0.037294	0.103796	-0.359298	0.7202
RESID^2(-4)	0.078386	0.103355	0.758416	0.4501
RESID^2(-5)	-0.012529	0.105603	-0.118644	0.9058
RESID^2(-6)	-0.091066	0.104883	-0.868267	0.3875
RESID^2(-7)	-0.151429	0.102531	-1.476901	0.1430
RESID^2(-8)	-0.062339	0.101325	-0.615237	0.5399
RESID^2(-9)	-0.079468	0.101416	-0.783580	0.4353
RESID^2(-10)	-0.118998	0.101003	-1.178170	0.2417
RESID^2(-11)	0.044518	0.100685	0.442148	0.6594
RESID^2(-12)	-0.107202	0.100579	-1.065846	0.2892
R-squared	0.090645	Mean dependent var	3.72E-05	
Adjusted R-squared	-0.025443	S.D. dependent var	5.07E-05	
S.E. of regression	5.14E-05	Akaike info criterion	-16.80227	
Sum squared resid	2.48E-07	Schwarz criterion	-16.47753	
Log likelihood	911.9214	Hannan-Quinn criter.	-16.67062	
F-statistic	0.780833	Durbin-Watson stat	2.030030	
Prob(F-statistic)	0.668646			

LAMPIRAN 7. Data *Out-Sample*

No.	Tanggal	WTI Spot Price (R)	Log Return $\ln\left(\frac{R_t}{R_{t-1}}\right)$
1	Sep 12, 2017	48.21	0.003116238
2	Sep 13, 2017	49.3	0.022357613
3	Sep 14, 2017	49.86	0.011294997
4	Sep 15, 2017	49.9	0.000801925
5	Sep 18, 2017	49.88	-0.000400882
6	Sep 19, 2017	49.54	-0.006839697
7	Sep 20, 2017	50.29	0.015025826
8	Sep 21, 2017	50.58	0.005749991
9	Sep 22, 2017	50.33	-0.00495492
10	Sep 25, 2017	51.85	0.029753614
11	Sep 26, 2017	51.59	-0.005027079
12	Sep 27, 2017	52.14	0.010604553
13	Sep 28, 2017	51.62	-0.010023214
14	Sep 29, 2017	51.67	0.000968148
15	Oct 02, 2017	50.59	-0.021123414
16	Oct 03, 2017	50.44	-0.002969417
17	Oct 04, 2017	50	-0.008761506
18	Oct 05, 2017	50.79	0.015676479
19	Oct 06, 2017	49.34	-0.028964374
20	Oct 09, 2017	49.58	0.004852416
21	Oct 10, 2017	50.93	0.026864614
22	Oct 11, 2017	51.3	0.007238611
23	Oct 12, 2017	50.61	-0.013541567
24	Oct 13, 2017	51.43	0.016072475
25	Oct 16, 2017	51.86	0.00832612
26	Oct 17, 2017	51.87	0.000192808
27	Oct 18, 2017	52.05	0.003464207

28	Oct 19, 2017	51.29	-0.014708994
29	Oct 20, 2017	51.63	0.006607097
30	Oct 23, 2017	51.91	0.005408551
31	Oct 24, 2017	52.32	0.007867257
32	Oct 25, 2017	51.97	-0.006712078
33	Oct 26, 2017	52.41	0.008430784
34	Oct 27, 2017	53.92	0.028404054
35	Oct 30, 2017	54.11	0.003517545
36	Oct 31, 2017	54.36	0.004609578
37	Nov 01, 2017	54.32	-0.000736106
38	Nov 02, 2017	54.55	0.004225229
39	Nov 03, 2017	55.63	0.019604912
40	Nov 06, 2017	57.34	0.030275836
41	Nov 07, 2017	57.19	-0.002619403
42	Nov 08, 2017	56.82	-0.006490682
43	Nov 09, 2017	57.16	0.005965977
44	Nov 10, 2017	56.75	-0.007198697
45	Nov 13, 2017	56.77	0.000352361
46	Nov 14, 2017	55.67	-0.019566615
47	Nov 15, 2017	55.28	-0.007030223
48	Nov 16, 2017	55.14	-0.002535774
49	Nov 17, 2017	56.21	0.019219271
50	Nov 20, 2017	56.22	0.000177888

Sumber : *US. Energy Information Administration*
http://www.eia.doe.gov/dnav/pet/TblDefs/pet_pri_spt_tbldef2.asp

**LAMPIRAN 8. Prediksi Return Harga Komoditas Minyak
Mentah Dunia dengan ARIMA, Filter Kalman dan ARIMA-
Filter Kalman**

No.	Tanggal	Data Outsample Return	Data Ramalan ARIMA	Data Ramalan Filter Kalman	Data Ramalan Estimasi Eror Derajat 1	Data Ramalan Estimasi Eror Derajat 2
1	Sep 12, 2017	0.003116	-0.000190	0.004271	0.003116	0.003116
2	Sep 13, 2017	0.022358	-0.002138	0.021196	0.022352	0.022352
3	Sep 14, 2017	0.011295	-0.001176	0.011632	0.011287	0.011286
4	Sep 15, 2017	0.000802	0.002195	0.001623	0.000957	0.000955
5	Sep 18, 2017	-0.000401	-0.006475	0.001802	-0.001124	-0.001124
6	Sep 19, 2017	-0.006840	0.000452	-0.004838	-0.006410	-0.006422
7	Sep 20, 2017	0.015026	-0.007157	0.015291	0.014853	0.014870
8	Sep 21, 2017	0.005750	0.006495	0.006247	0.006651	0.006654
9	Sep 22, 2017	-0.004955	-0.001161	-0.003824	-0.005715	-0.005710
10	Sep 25, 2017	0.029754	0.000978	0.028920	0.030152	0.030140
11	Sep 26, 2017	-0.005027	-0.007542	-0.003338	-0.005697	-0.005683
12	Sep 27, 2017	0.010605	0.001442	0.011254	0.011254	0.011258
13	Sep 28, 2017	-0.010023	-0.005977	-0.007339	-0.010471	-0.010438
14	Sep 29, 2017	0.000968	-0.003988	0.002477	0.001031	0.001004
15	Oct 02, 2017	-0.021123	-0.000395	-0.018600	-0.020727	-0.020777
16	Oct 03, 2017	-0.002969	0.000063	-0.001555	-0.002970	-0.002935

17	Oct 04, 2017	-0.008762	-0.000377	-0.007904	-0.008775	-0.008780
18	Oct 05, 2017	0.015676	0.001483	0.015773	0.015727	0.015733
19	Oct 06, 2017	-0.028964	-0.006327	-0.025058	-0.029307	-0.029256
20	Oct 09, 2017	0.004852	-0.000830	0.004594	0.005024	0.004954
21	Oct 10, 2017	0.026865	-0.005170	0.026490	0.026380	0.026462
22	Oct 11, 2017	0.007239	0.005809	0.007780	0.008207	0.008073
23	Oct 12, 2017	-0.013542	-0.002084	-0.011450	-0.014007	-0.013965
24	Oct 13, 2017	0.016072	0.003653	0.016627	0.016331	0.016326
25	Oct 16, 2017	0.008326	-0.007762	0.008553	0.007441	0.007403
26	Oct 17, 2017	0.000193	0.001849	0.001631	0.000974	0.000962
27	Oct 18, 2017	0.003464	-0.006880	0.004713	0.002778	0.002777
28	Oct 19, 2017	-0.014709	-0.003983	-0.011727	-0.014426	-0.014368
29	Oct 20, 2017	0.006607	-0.002887	0.006745	0.006609	0.006562
30	Oct 23, 2017	0.005409	-0.000796	0.006354	0.005591	0.005584
31	Oct 24, 2017	0.007867	-0.001756	0.007168	0.007789	0.007794
32	Oct 25, 2017	-0.006712	0.002447	-0.005442	-0.006297	-0.006291
33	Oct 26, 2017	0.008431	-0.008896	0.009631	0.007460	0.007457
34	Oct 27, 2017	0.028404	-0.000777	0.026975	0.028913	0.029002
35	Oct 30, 2017	0.003518	-0.002006	0.004549	0.003566	0.003486
36	Oct 31, 2017	0.004610	0.005353	0.005682	0.005226	0.005220
37	Nov 01, 2017	-0.000736	-0.003736	0.000191	-0.001422	-0.001422
38	Nov 02, 2017	0.004225	0.004397	0.005339	0.004826	0.004825
39	Nov 03, 2017	0.019605	-0.006484	0.019253	0.018688	0.018737

40	Nov 06, 2017	0.030276	0.001113	0.027969	0.030791	0.030855
41	Nov 07, 2017	-0.002619	-0.006261	-0.001174	-0.003022	-0.003073
42	Nov 08, 2017	-0.006491	-0.005547	-0.004030	-0.006444	-0.006443
43	Nov 09, 2017	0.005966	-0.002401	0.006911	0.006166	0.006157
44	Nov 10, 2017	-0.007199	-0.000687	-0.005098	-0.006969	-0.006960
45	Nov 13, 2017	0.000352	-0.001267	0.000506	0.000284	0.000275
46	Nov 14, 2017	-0.019567	0.000967	-0.017712	-0.019290	-0.019260
47	Nov 15, 2017	-0.007030	-0.007462	-0.004610	-0.007767	-0.007773
48	Nov 16, 2017	-0.002536	0.001972	-0.001233	-0.001826	-0.001829
49	Nov 17, 2017	0.019219	-0.001959	0.017319	0.018868	0.018876
50	Nov 20, 2017	0.000178	0.004678	0.000696	0.000763	0.000751

LAMPIRAN 9. Listing Program ARIMA Menggunakan Matlab R2013a

```

clc
clear all

%Data yang diperlukan
a=xlsread('Data_HargaMinyak.xlsx'); %Data Aktual
Harga Minyak Periode Maret 2017 hingga November
2017
b=xlsread('Data_Forecasting.xlsx'); %Data
Peramalan ARIMA
c=xlsread('Data_Residual.xlsx'); %Data Residual
d=xlsread('Data_KFramalan.xlsx'); %Data
Peramalan Filter Kalman
e=xlsread('Data_Transformasi.xlsx'); %Data Xt

%Tahap Inisialisasi
n=length(a);
s1(1)=a(1,1); %Nilai awal si 1
t1(1)=a(1,1); %Nilai awal teta 1
yt(1)=b(1,1); %Nilai awal zt

%for t=1:187
%s1(t)=a(t,1);
%t1(t)=a(t,1);
%zt(t)=b(t,1);
%end

%Tahap Inisialisasi
Q=0.000001; %System noise strength
R=0.0000001; %Measurement noise strength
Qk=eye(3)*Q; %Nilai matriks error kovarian noise
eye = 3
Rk=R; %Nilai matriks error kovarian measurement
x0=[0.98;-0.88;-0.00019]; %Nilai matriks x0
awal, ukuran sesuai tahap inisialisasi
P=eye(3)*0.00001; %Nilai matriks error kovarian
sistem awal

```

```

H=[0 0 1]; %Nilai matriks H, matriks 3x1
x0kf=x0;
xtot0=x0;
xsist0=x0; %inisialisasi sistem
x0sist=x0;

for t=134:n %mulai outsample = insample + 1 sd.
n
A = [1      0      0;
     0      1      0;
     e(t-119) -c(t-119) 0];
%xsistem = A*x0sist + sqrt(Qk)*randn(2,1);
%z = H*xsistem;
%x0sist = xsistem;
%xsistemtot=[xsist0 xsistem];
%xsist0=xsistemtot;
%real(:,i) = xsistem;
%for t=1:187
z=a(t);

%Tahap Prediksi
xpre = A*x0kf;
Ppre = A*P*A' +Qk;

%Tahap Koreksi
Kgain = Ppre*H'*inv(H*Ppre*H'+Rk); %Kalman gain
Pkor = (eye(3)-Kgain*H)*Ppre; %Kovarian error
xkor= xpre + Kgain*(z-(H*xpre)); %Estimasi
x0kf = xkor;
P = Pkor;
%s1(t)=xkor(1);
%t1(t)=xkor(2);
%zt(t)=xkor(3);
xtot=[xtot0 xkor];
xtot0=xtot;
end
hasil = strcat('nilai a0 =
',num2str(xtot(3,:)));
data = (xtot(3,:))';
hasil

```



```

figure(1)
hold on
%plot(xtot(1,:), 'm')
%plot(xtot(3,:), 'r')
%plot(c, 'y')
%plot(a(133:n-1), 'c')

figure(1)
hold on
plot(a(134:n), 'r')
plot(b, 'g')
%plot(d, 'b')
grid on
title('Prediksi Return Harga Minyak Mentah
Menggunakan ARIMA')
legend('Nilai Return Faktual', 'ARIMA')
xlabel('waktu ke- hari')
ylabel('Prediksi Return Harga Minyak')

figure(2)
hold on

figure(2)
hold on
plot(a(134:n), 'r')
plot(b, 'g')
plot(d, 'b')
grid on
title('Prediksi Return Harga Minyak Mentah
Menggunakan ARIMA-Filter Kalman')
legend('Nilai Return Faktual', 'ARIMA', 'ARIMA-
Filter Kalman')
xlabel('waktu ke- hari')
ylabel('Prediksi Return Harga Minyak')

sap1(1) = 0;
for t=1:50
% Persamaan Mape ARIMA

```

```

ap1(t) = abs((a(133+t)-b(t))/a(133+t))*100;
sap1(t+1) = ap1(t)+sap1(t);

% Persamaan Absolute Error
AE_ARIMA(t,1) = abs(a(133+t)-b(t)); % Absolute
Error ARIMA
end

mape_arima = sap1(t+1)/50; % MAPE ARIMA
hasil=strcat('MAPE ARIMA =',
num2str(mape_arima));
hasil

sap_kalman1(1) = 0;
for t=1:50
% Persamaan Mape ARIMA-FILTER KALMAN
ap_kalman1(t) = abs((a(133+t)-
d(t))/a(133+t))*100;
sap_kalman1(t+1) = ap_kalman1(t)+sap_kalman1(t);

% Persamaan Absolute Error
AE_ARIMA(t,1) = abs(a(133+t)-d(t)); % Absolute
Error ARIMA
end

mape_kalman = sap_kalman1(t+1)/50; % MAPE ARIMA
hasil=strcat('MAPE KALMAN =',
num2str(mape_kalman));
hasil

```

LAMPIRAN 10. Listing Program Estimasi Parameter Filter Kalman Menggunakan Matlab R2010a

```

clc;
clear all;
%Data yang diperlukan
a=xlsread('Data_HargaMinyak.xlsx'); %Data
Faktual Return Harga Minyak Periode Maret 2017
hingga September 2017
b=xlsread('Data_Residual.xlsx'); %Data Residual
c=xlsread('Data_Forecasting.xlsx'); %Data
Peramalan ARIMA
d=xlsread('Data_KFramalan.xlsx'); %Data
Peramalan Filter Kalman
e=xlsread('Data_Transformasi.xlsx'); %Data Xt
Return

%Tahap Inisialisasi
n=length(a);
t1(1)=a(1,1); %Nilai awal teta 1
zt(1)=c(1,1); %Nilai awal zt
Q=0.000001; %System noise strength
R=0.0000001; %Measurement noise strength
Qk=eye(3)*Q; %Nilai matriks error kovarian noise
Rk=R; %Nilai matriks error kovarian measurement
x0=[0.98;-0.88;-0.00019]; %Nilai matriks x0 awal
P=eye(3)*0.00001; %Nilai matriks error kovarian
sistem awal
H=[0 0 1]; %Nilai matriks H
x0kf=x0;
xtot0=x0;
xsist0=x0;
x0sist=x0;

for t=134:n
    A = [1           0           0;
         0           1           0;
         e(t-119) -b(t-119) 0];
    z=a(t);
%Tahap Prediksi

```

```

xpre = A*x0kf;
Ppre = A*P*A' +Qk;

%Tahap Koreksi
Kgain = Ppre*H'*inv(H*Ppre*H'+Rk); %Kalman gain
Pkor = (eye(3)-Kgain*H)*Ppre; %Kovarian error
xkor= xpre + Kgain*(z-(H*xpre)); %Estimasi
x0kf = xkor;
P = Pkor;
%t1(t)=xkor(1);
%zt(t)=xkor(2);
xtot=[xtot0 xkor];
xtot0=xtot;
end
hasil = strcat('nilai a0 =
',num2str(xtot(3,:)));
hasil

%-----polinomial derajat 1-----
%Tahap Inisialisasi
disp('polinomial derajat 1')
n1 = 50 %input('Masukkan banyak data(maksimal
60)');
Q1 = 0.000001%input('Q:'); %Sistem noise
strength
R1 = 0.0000001%input('R:'); %Nilai matriks error
kovarian measurement
a00 = -0,00173;%input('a00:');
a10 = -0,00138;%input('a10:');
tic;
A1 = eye(2); %Nilai matriks dalam sistem
Qk1 = eye(2)*Q1; %Nilai matriks error kovarian
Rk1 = R1; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtop1(:,1)=[a00 a10]; %Nilai matriks x0 awal

%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p1(:,1)=[1,0];
p1(:,2)=[0,1];

```

```

%Data yang diperlukan
f =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataOutsampil');
g =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataForecastingARIMA'); %Data Ramalan ARIMA b
h = xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Return Faktual dengan Data
Ramalan ARIMA c
H1 = [ones(50,1),f];

%Tahap Prediksi dan Koreksi
for t = 1:n1
    %Prediksi
    xf1(:,t)= A1*xtopil(:,t);
    ptopil = [p1(1,2*t-1) p1(1,2*t); p1(2,2*t-1)
p1(2,2*t)];
    pf1 = A1*ptopil*A1'+Qk1;
    %Koreksi
    kg1 =
pf1*H1(t,:)'*inv((H1(t,:)*pf1*H1(t,:)' +Rk1));
    %Kalman Gain
    ptopil = pf1-(kg1*H1(t,:)*pf1);
    p1(:,2*t+1) = ptopil(:,1);
    p1(:,2*t+2) = ptopil(:,2);
    xtopil(:,t+1) = xf1(:,t)+kg1*(h(t,:)-
(H1(t,:)*xf1(:,t)));
end
hasil1 = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopil(1,n1)), 'dan nilai
a1,t=',num2str(xtopil(2,n1)))

sapel(1) = 0;
for t=1:n1
    error1(t) =
xtopil(1,t+1)+xtopil(2,t+1)*f(t);
    kf1(t) = error1(t)+ g(t);
    apel(t) = (abs(f(t)-kf1(t))/f(t)*100);
    sapel(t+1) = apel(t)+sapel(t);
end

```

```

%-----polinomial derajat 2-----
%Tahap Inisialisasi
n2 = 50; %input('Masukkan banyak data(maksimal
60)');
Q2 =0.0000001; %input('Q:'); %Sistem noise
strength
R2 =0.00000001; % input('R:'); %Nilai matriks
error kovarian measurement
a000 = -0.00173;
a100 = -0.00138;
a200 = -0.00162;
tic;
A2 = eye(3); %Nilai matriks dalam sistem
Qk2 = eye(3)*Q2; %Nilai matriks error kovarian
Rk2 = R2; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtopi2(:,1)=[-0.00173 -0.00138 -0.00162]; %Nilai
matriks x0 awal
%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p2(:,1)=[1,0,0];
p2(:,2)=[0,1,0];
p2(:,3)=[0,0,1];

%Data yang diperlukan
i =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataOutsampil');
%Data Outsampil Periode Desember 2016 sampai
Februari 2017 a
j =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataForecastingARI
MA'); %Data Ramalan ARIMA b
k = xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Aktual dengan Data Ramalan
ARIMA c
l =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataOutsampilKuadr
at'); %Data Outsample Periode Desember 2016
hingga Februari 2017 (Kuadrat) d
H2 = [ones(50,1),i,l];

%Tahap Prediksi dan Koreksi

```

```

for t = 1:n2
    %Prediksi
    xf2(:,t)= A2*xtopi2(:,t);
    ptopi2 = [p2(1,3*t-2) p2(1,3*t-1) p2(1,3*t);
p2(2,3*t-2) p2(2,3*t-1) p2(2,3*t); p2(3,3*t-2)
p2(3,3*t-1) p2(3,3*t)];
    pf2= A2*ptopi2*A2+Qk2;
    %Koreksi
    kg2 =
pf2*H2(t,:)'*inv((H2(t,:)*pf2*H2(t,:)'+Rk2));
    %Kalman Gain
    ptopi2 = pf2-(kg2*H2(t,:)*pf2);
    p2(:,3*t+1) = ptopi2(:,1);
    p2(:,3*t+2) = ptopi2(:,2);
    p2(:,3*t+3) = ptopi2(:,3);
    xtopi2(:,t+1) = xf2(:,t)+kg2*(k(t,:)-
(H2(t,:)*xf2(:,t)));
end

hasil = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopi2(1,n2)), 'dan
a1,t=',num2str(xtopi2(2,n2)), 'dan
a2,t=',num2str(xtopi2(3,n2)));
hasil

sape2(1) = 0;
for t=1:n2
    error2(t) =
xtopi2(1,t+1)+xtopi2(2,t+1)*i(t)+xtopi2(3,t+1)*l
(t);
    kf2(t) = error2(t)+ j(t);
    ape2(t) = (abs(i(t)-kf2(t))/i(t)*100);
    sape2(t+1) = ape2(t)+sape2(t);
end

hasilkf2=strcat('Nilai Filter
Kalman=',num2str(kf2(1,:)));
hasilkf2

```

```

figure(1)
hold on
%plot(xtot(1,:), 'g')
plot(xtot(3,2:51), '-+b')
plot(c, '-b')
plot(a(134:n), '-*r')
plot(kf1, '-g')
plot(kf2, '-og')
grid on
title('Prediksi Return Harga Komoditas Minyak
Mentah')
legend('ARIMA-Filter Kalman', 'ARIMA', 'Nilai
Return Faktual', 'Polinommial Derajat
1', 'Polinomial Derajat 2')
xlabel('waktu ke- hari')
ylabel('Prediksi Return Harga Minyak- dolar')

figure(2)
plot(1:50, c, 1:50, xtot(3,3:51), '-
+c', 1:50, a(134:n), '-*m')

```


LAMPIRAN 11. Listing Program Estimasi Error Filter Kalman Derajat 1 Menggunakan Matlab R2013a

```

clc
clear all
%Tahap Inisialisasi
disp('polinomial derajat 1')
n1 = 50 %input('Masukkan banyak data(maksimal
50)');
Q1 = 0.000001 %input('Q:'); %Sistem noise
strength
R1 = 0.0000001 %input('R:'); %Nilai matriks
error kovarian measurement
a00 = -0,00173; %input('a00:');
a10 = -0,00138; %input('a10:');
tic;
A1 = eye(2); %Nilai matriks dalam sistem
Qk1 = eye(2)*Q1; %Nilai matriks error kovarian
Rk1 = R1; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtop1(:,1)=[a00 a10]; %Nilai matriks x0 awal

%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p1(:,1)=[1,0];
p1(:,2)=[0,1];

%Data yang diperlukan
e =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataOutsampil');
%Data Outsampil Periode Desember 2016 sampai
Februari 2017 a
f =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataForecastingARIM
A'); %Data Ramalan ARIMA b
g = xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Aktual dengan Data Ramalan
ARIMA c
H1 = [ones(50,1),e];

%Tahap Prediksi dan Koreksi
for t = 1:n1

```

```

    %Prediksi
    xfl(:,t)= A1*xtopil(:,t);
    ptopil = [p1(1,2*t-1) p1(1,2*t); p1(2,2*t-1)
p1(2,2*t)];
    pfl = A1*ptopil*A1'+Qk1;
    %Koreksi
    kg1 =
pfl*H1(t,:)'*inv((H1(t,:)*pfl*H1(t,:)' +Rk1));
    %Kalman Gain
    ptopil = pfl-(kg1*H1(t,:)*pfl);
    p1(:,2*t+1) = ptopil(:,1);
    p1(:,2*t+2) = ptopil(:,2);
    xtopil(:,t+1) = xfl(:,t)+kg1*(g(t,:)-
(H1(t,:)*xfl(:,t)));
end
hasil1 = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopil(1,n1)),' dan nilai
a1,t=',num2str(xtopil(2,n1)))

% plot nilai a0 dan a1
% figure(1)
% set(plot(xtopi(1,:)),'color','black')
% hold on
% set(plot(xtopi(2,:)),'color','red')
% grid on
% title('Estimasi Koefisien Polinomial');
% xlabel('Waktu ke-');
% ylabel('Nilai Koefisien');
% legend('a0','a1');
sapel(1) = 0;
for t=1:n1
    error1(t) =
xtopil(1,t+1)+xtopil(2,t+1)*e(t);
    kfl(t) = error1(t)+ f(t);
    apel(t) = (abs(e(t)-kfl(t))/e(t));
    sapel(t+1) = apel(t)+sapel(t);
end
hasilkfl=strcat('Nilai Filter
Kalman=',num2str(kfl(1,:)))
mapel = sapel(t+1)*(100/n1);
hasil2 = strcat('Nilai MAPE=',num2str(mapel));

```

hasil2

```
%plot data, ARIMA, Filter Kalman ARIMA
figure(2)
plot(e, '-*k')
hold on
set(plot(f), 'color', 'blue')
hold on
set(plot(kf1), 'color', 'red')
hold on
grid on
title('Estimasi Return Harga Minyak Polinomial
1');
xlabel('Waktu ke-');
ylabel('Return Harga Minyak');
legend('Nilai Return Faktual', 'ARIMA', 'Filter-
Kalman ARIMA');
```

LAMPIRAN 12. Listing Program Estimasi Error Filter Kalman Derajat 2 Menggunakan Matlab R2013a

```

clc;
clear all
%Tahap Inisialisasi
n2 = 50%input('Masukkan banyak data(maksimal
50)');
Q2 = 0.0000001 %input('Q:'); %Sistem noise
strength
R2 = 0.00000001% input('R:'); %Nilai matriks error
kovarian measurement
a000 = -0.00173;
a100 = -0.00138;
a200 = -0.00162;
tic;
A2 = eye(3); %Nilai matriks dalam sistem
Qk2 = eye(3)*Q2; %Nilai matriks error kovarian
Rk2 = R2; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtpi2(:,1)=[-0.00173 -0.00138 -0.00162]; %Nilai
matriks x0 awal
%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p2(:,1)=[1,0,0];
p2(:,2)=[0,1,0];
p2(:,3)=[0,0,1];

%Data yang diperlukan
h =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataOutsampil');
%Data Outsampil Periode Desember 2016 sampai
Februari 2017 a
i =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataForecastingARI
MA'); %Data Ramalan ARIMA b
j = xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Aktual dengan Data Ramalan
ARIMA c
k =
xlsread('Data_Lengkap1.xlsx','DataOutsampilKuadr

```

```

at'); %Data Outsample Periode Desember 2016
hingga Februari 2017 (Kuadrat) d
H2 = [ones(50,1),h,k];

%Tahap Prediksi dan Koreksi
for t = 1:n2
    %Prediksi
    xf2(:,t)= A2*xtopi2(:,t);
    ptopi2 = [p2(1,3*t-2) p2(1,3*t-1) p2(1,3*t);
p2(2,3*t-2) p2(2,3*t-1) p2(2,3*t); p2(3,3*t-2)
p2(3,3*t-1) p2(3,3*t)];
    pf2= A2*ptopi2*A2+Qk2;
    %Koreksi
    kg2 =
pf2*H2(t,:)'*inv((H2(t,:)*pf2*H2(t,:)' +Rk2));
    %Kalman Gain
    ptopi2 = pf2-(kg2*H2(t,:)*pf2);
    p2(:,3*t+1) = ptopi2(:,1);
    p2(:,3*t+2) = ptopi2(:,2);
    p2(:,3*t+3) = ptopi2(:,3);
    xtopi2(:,t+1) = xf2(:,t)+kg2*(j(t,:)-
(H2(t,:)*xf2(:,t)));
end

hasil = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopi2(1,n2)),'dan
a1,t=',num2str(xtopi2(2,n2)),'dan
a2,t=',num2str(xtopi2(3,n2)));
hasil

sape2(1) = 0;
for t=1:n2
    error2(t) =
xtopi2(1,t+1)+xtopi2(2,t+1)*h(t)+xtopi2(3,t+1)*k
(t);
    kf2(t) = error2(t)+ i(t);
    ape2(t) = (abs(h(t)-kf2(t))/h(t)*100);
    sape2(t+1) = ape2(t)+sape2(t);
end

```

```

hasilkf2=strcat('Nilai Filter
Kalman=',num2str(kf2(1,:)));
hasilkf2
figure(1)
plot(h,'-*k')
hold on
set(plot(i),'color','blue')
hold on
set(plot(kf2),'color','red')
hold on
grid on
title('Estimasi Return Harga Minyak Polinomial
2');
xlabel('Waktu ke-');
ylabel('Return Harga Minyak');
legend('Nilai ARIMA Faktual','ARIMA','Filter-
Kalman ARIMA');

mape2 = sape2(t)/n2;
hasil2 = strcat('Nilai MAPE=',num2str(mape2));
hasil2

%figure(3)
% plot(1:60,a,'-*',1:60,b,'-+',1:60,kf,'-o')

```

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Yoga Faisal Aminnudin. Penulis lahir di Blitar pada tanggal 28 September 1994. Pendidikan formal yang ditempuh yaitu TK Aisyiyah Bustanul Athfal Blitar (1999-2001), SDN Kanigoro 3 (2001-2007), SMPN 1 Blitar (2007-2010), dan SMAN 1 Blitar (2010-2013). Pada tahun 2013, penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang S1 dengan diterima di Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya dengan bidang minat Matematika Terapan. Selama menempuh perkuliahan, penulis mengikuti beberapa kegiatan organisasi mahasiswa dan kepanitiaan seperti menjadi Tim Konseptor OMITS 2015, staff Departemen PSDM HIMATIKA ITS 2014/2015, staff Departemen DAGRI BEM FMIPA ITS 2014/2015, serta Ketua HIMATIKA ITS 2015/2016. Penulis juga aktif sebagai Pemandu dan Pengisi materi LKMM TM serta tergabung dalam Tim Pemandu LKMM TM ITS 2017.

Kontak bisa dihubungi :

Email : faisalyoga99@gmail.com

Line ID : yogamin

IG : yogamin_